



Contribution à la caractérisation des réservoirs fissurés du champ de Hassi Messaoud par classement flou, réseaux de neurones artificiels et magnétisme des roches

Ahmed Ali Zerrouki

► To cite this version:

Ahmed Ali Zerrouki. Contribution à la caractérisation des réservoirs fissurés du champ de Hassi Messaoud par classement flou, réseaux de neurones artificiels et magnétisme des roches. Sciences de la Terre. Université M'Hamed Bougara-Boumerdès, 2015. Français. NNT: . tel-01139127

HAL Id: tel-01139127

<https://hal-insu.archives-ouvertes.fr/tel-01139127>

Submitted on 3 Apr 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

N° Ordre...../Faculté/UMBB/2014

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie

Thèse de Doctorat

Présentée par
ALI ZERROUKI Ahmed
Filière : Sciences de la terre et de l'univers
Option : Géophysique

**Contribution à la caractérisation des réservoirs fissurés du
champ de Hassi Messaoud par classement flou, réseaux de
neurones artificiels et magnétisme des roches**

Devant le jury :

BOUGUERN	Abderrahmane	Président	Université de Boumerdès
GÉRAUD	Yves	Examineur	Université de Lorraine (France)
FERAHTIA	Jalal	Examineur	Université de Boumerdès
DJARFOUR	Nouredine	Examineur	Université d'Adrar
BADDARI	Kamel	Directeur de thèse	Université de Boumerdès
AÏFA	Tahar	Co-directeur de thèse	Université de Rennes1 (France)

Année Universitaire : 2014/2015

Résumé

Les réservoirs fissurés naturels forment une catégorie des réservoirs tout à fait particulière, à cause de l'effet de la porosité et la perméabilité de fractures. L'optimisation de l'exploitation des réserves d'hydrocarbures dans ce type de réservoirs nécessite une étude spécifique par rapport aux autres réservoirs conventionnels. Notre étude consiste à exploiter au maximum les données disponibles pour mieux caractériser ce type de réservoirs, malgré le manque d'enregistrement de diagraphie sonique dans les puits étudiés. Les données des diagraphies sont utilisées pour estimer la porosité de fractures naturelles qui est considérée comme un paramètre essentiel pour évaluer et modéliser un réservoir fracturé. La prédiction de ce paramètre est faite, en se basant sur la logique floue et les réseaux de neurones. La fracturation du réservoir des quartzites de Hamra au sud-ouest du champ de Hassi Messaoud est étudiée, en exploitant les données des diagraphies d'imagerie et les carottes de puits. La combinaison des différentes techniques (diffraction des rayons X, microscopie électronique à balayage et magnétisme des roches) est utilisée pour mieux caractériser la nature des porteurs magnétiques dans le réservoir étudié. La recherche d'une relation linéaire ou non linéaire entre la susceptibilité magnétique et les paramètres pétrophysiques a fait l'objet de notre étude, en appliquant l'analyse des composantes principales et les réseaux de neurones.

Les résultats trouvés montrent que le coefficient de corrélation (R^2) entre les valeurs de la porosité de fractures estimées par le réseau de neurones et celles calculées par diagraphies est égale à 0.878. Les techniques combinées utilisées pour identifier la minéralogie magnétique ont montré que la pyrrhotite, l'hématite et la magnétite sont les minéraux magnétiques responsables de la forte susceptibilité magnétique dans le réservoir des quartzites de Hamra des puits étudiés. La prédiction de la susceptibilité magnétique est estimée à partir des données de diagraphies, en utilisant la logique floue et les réseaux de neurones. Les résultats trouvés, avec un réseau de 25 neurones dans la couche cachée, montrent une bonne performance dans la phase de test, avec une erreur quadratique moyenne, erreur relative moyenne et un coefficient de corrélation (R) égaux à 0.0142, 0.0743 et 0.907 respectivement. Ces résultats prouvent l'existence d'une relation non linéaire entre la susceptibilité magnétique et ces paramètres.

Mots clés : réservoir fracturé, diagraphie, porosité de fractures, réseau de neurones, logique floue, minéraux magnétiques, Hassi Messaoud.

Abstract

Fractured reservoirs form a particular kind of reservoirs, due to porosity and permeability fracture effects. Optimizing exploitation of hydrocarbons in this type of reservoir requires a specific study compared to other conventional reservoirs. Our study consists in using the maximum available data to better characterize its petrophysical characteristics, despite the lack of the sonic log in the studied wells. The log data are used to estimate natural fracture porosity which is considered to be a key parameter to evaluate and model a fractured reservoir. The prediction of this parameter is addressed using fuzzy logic and neural networks. The Hamra quartzites fractured reservoir situated in the southwest of Hassi Messaoud oilfield is studied using data imaging logs and well cores. The combination of different techniques (X-ray diffraction, scanning electron microscope and rock magnetism) is used to better investigate the nature of magnetic minerals in the studied reservoir. The aim of our study is to look for a linear or a non-linear relationship between magnetic susceptibility and petrophysical parameters by applying principal component analysis and neural networks.

The results obtained show that the correlation coefficient (R^2) between values of the natural fracture porosity estimated by neural network and those calculated by logs is equal to 0.878. The combined techniques used to identify magnetic mineralogy show that pyrrhotite, hematite and magnetite are the main magnetic minerals responsible of the high magnetic susceptibility intervals in Hamra quartzites reservoir. The prediction of magnetic susceptibility is estimated from log data, using fuzzy logic and neural networks. The results found with a neural network composed of 25 neurons in the hidden layer prove a good performance in the test phase, with a mean square error, a mean relative error and a correlation coefficient (R) equal to 0.0142, 0.0743 and 0.907, respectively. These results confirm a non-linear relationship between magnetic susceptibility and these parameters.

Key words: fractured reservoir, logging, fracture porosity, neural network, fuzzy logic, magnetic minerals, Hassi Messaoud.

تشكل المكامن المتصدعة طبيعياً نوعاً خاصاً من الخزانات، وذلك نظراً لتأثير مسامية ونفاذية الشقوق. إن تحسين استغلال احتياطيات هذه المكامن الهيدروكربونية لهذا النوع من الخزانات يتطلب دراسة خاصة بالمقارنة مع الخزانات التقليدية الأخرى.

تهدف دراستنا إلى استغلال قدر أقصى من البيانات المتاحة لتمييز أفضل لهذا النوع من الخزانات، على الرغم من عدم وجود التسجيل الصوتي في الآبار المدروسة. لقد تم استخدام معطيات التسجيلات الديغرافية من أجل تقدير مسامية الشقوق الطبيعية التي تعتبر عاملاً أساسياً لتقييم وتصميم نموذج للخزان المتصدع. تم التنبؤ بمسامية الشقوق الطبيعية، باستعمال المنطق الضبابي والشبكات العصبونية. درست تصدعات خزان الكوارتزيت الحمراء الواقع جنوب غرب حقل حاسي مسعود، باستخدام معطيات التسجيلات التصويرية وعينات الآبار. المزج بين التقنيات المختلفة (انكسار الأشعة السينية والمسح المجهر الإلكتروني ومغناطيسية الصخور) قد استعمل من أجل دراسة أفضل لطبيعة الناقلات المغناطيسية في الخزان المدروس. البحث عن علاقة خطية أو غير خطية بين القابلية المغناطيسية و المعطيات البتروفيزيائية هو موضوع دراستنا، وذلك بالاعتماد على تحليل المركبات الرئيسية والشبكات العصبونية.

النتائج المتحصل عليها تبين أن معامل الارتباط (R^2) بين قيم مسامية الشقوق المحسوبة بواسطة الشبكة العصبونية وتلك المحسوبة بالديغرافي يساوي (0.878). المزج بين التقنيات قد استعمل من أجل تحديد المعادن المغناطيسية وقد تبين أن الهيماتيت، المغنتيت والبيروتيت هم المعادن المغناطيسية المسؤولة عن مجالات القابلية المغناطيسية العالية في خزان الكوارتزيت الحمراء. التنبؤ بالقابلية المغناطيسية قدر من خلال المنطق الضبابي والشبكات العصبونية. النتائج المتحصل عليها باستعمال شبكة تتكون من 25 عصبون في طبقة المخفية تظهر نجاعة جيدة في مرحلة الاختبار مع متوسط الخطأ التربيعي، متوسط الخطأ النسبي ومعامل الارتباط (R) يساوي 0.0142، 0.0743 و 0.907 على التوالي. تظهر هذه النتائج العلاقة غير الخطية بين هذه المعايير والقابلية المغناطيسية.

كلمات المفتاح : الخزانات المتصدعة، ديغرافي، مسامية الشقوق، الشبكات العصبونية، المنطق الضبابي، المعادن المغناطيسية، حاسي مسعود.

Table des matières

Introduction générale.....	1
1. Généralités sur les réservoirs fissurés naturels et les zones d'étude	
1.1. Introduction	5
1.2. Classification des fractures.....	6
1.2.1. Les fractures tectoniques	6
1.2.2. Les fractures régionales.....	6
1.2.3. Les fractures de contraction	6
1.3. Méthodes d'estimation de la porosité de fractures.....	6
1.3.1. Les analyses des carottes	6
1.3.2. Les logs des diagraphies.....	7
1.3.3. Les tests de puits.....	8
1.4. Classification des réservoirs fracturés naturels	8
1.5. Indicateurs de fractures naturelles dans un réservoir.....	9
1.6. Situation des zones d'étude	11
1.6.1. La zone 1-A du champ de Hassi Messaoud	11
1.6.2. La zone II.....	12
1.7. Principales phases tectoniques de la plateforme saharienne	13
1.7.1. La distension cambro-ordovicienne.....	14
1.7.2. La compression taconique.....	14
1.7.3. La compression calédonienne.....	14
1.7.4. La phase hercynienne.....	14
1.8. Les principaux réservoirs pétroliers.....	14
1.8.1. Les réservoirs du Cambrien.....	14
1.8.2. Les réservoirs de l'Ordovicien.....	15
2. Application de la logique floue et des réseaux de neurones pour prédire la porosité de fractures naturelles	
2.1. Introduction	17
2.2. Concepts théoriques sur la logique floue et les réseaux de neurones.....	17
2.2.1. Aperçu historique sur la logique floue.....	17
2.2.2. Définition des sous-ensembles flous	18
2.2.3. Opérations sur les sous-ensembles flous.....	19
2.2.4. Principales t-normes et t-conormes.....	19

2.2.5. Le raisonnement en logique floue.....	20
2.2.5.1. Fuzzification.....	20
2.2.5.2. Les règles d'inférence floues.....	21
2.2.5.3. Défuzzification.....	22
2.2.6. Théorie du classement flou	22
2.2.6.1. L'Algorithme du classement flou.....	23
2.2.7. Historique du neurone biologique et artificiel.....	24
2.2.8. Le neurone biologique.....	25
2.2.9. Le neurone formel artificiel.....	26
2.2.10. Architecture des réseaux de neurones.....	27
2.2.11. Les types d'apprentissage de réseaux de neurones.....	28
2.2.11.1. L'apprentissage supervisé.....	28
2.2.11.2. L'apprentissage non supervisé.....	29
2.2.12. L'Algorithme de rétropropagation du gradient d'erreur.....	29
2.3. Calcul de la porosité de fractures naturelles dans le champ de Hassi Messaoud.....	31
2.3.1. Analyse des données de diagraphies.....	31
2.3.2. Calcul de la porosité de fractures naturelles par les données des diagraphies.....	31
2.3.3. La méthode du classement flou.....	34
2.3.4. La mise en œuvre du réseau de neurones artificiel.....	37
2.3.4.1. Phase d'apprentissage.....	37
2.3.4.2. Phase de test.....	39
2.3.4.3. Phase de généralisation	39
2.4. Conclusion.....	42
3. Bases théoriques et méthodologie des outils de mesure	
3.1. Introduction.....	44
3.2. Historique du magnétisme.....	44
3.2.1. Origine du nom magnétisme.....	45
3.2.2. Magnétisme terrestre.....	46
3.3. La susceptibilité magnétique.....	47
3.4. Diamagnétisme.....	48
3.5. Paramagnétisme.....	48
3.6. Ferromagnétisme.....	49
3.7. Ferrimagnétisme et antiferromagnétisme.....	50

3.8. Les différents modes d'acquisition de l'aimantation rémanente dans les roches	51
3.8.1. Aimantation rémanente thermorémanente (ATR)	51
3.8.2. Aimantation rémanente isotherme (ARI)	51
3.8.3. Aimantation rémanente visqueuse (ARV)	51
3.8.4. Aimantation rémanente détritique ou de dépôt (ARD)	51
3.9. Notion de domaine magnétique.....	52
3.10. Cycle d'hystérésis.....	53
3.11. Mesure de l'aimantation rémanente isotherme (ARI)	54
3.12. Les minéraux magnétiques.....	55
3.12.1. Sulfures de fer.....	55
3.12.2. Magnétite.....	55
3.12.3. Sesquioxides de fer.....	56
3.12.4. Sesquioxides de fer hydratés.....	56
3.12.5. Minéraux du groupe titane-fer ferreux-fer ferrique.....	57
3.13. Mesure de la susceptibilité magnétique sur carottes	58
3.14. Mesure thermomagnétique	59
3.15. La diffractométrie des rayons X (DRX).....	61
3.16. Principe du microscope électronique à balayage (MEB)	62
3.17. Principe de fonctionnement du magnétomètre à échantillon vibrant (VSM).....	63
4. Etude de la minéralogie magnétique des échantillons	
4.1. Introduction	65
4.2. Analyse de la susceptibilité magnétique, de la fracturation et des paramètres pétrophysiques.....	66
4.3. Analyse des fractures dans les puits étudiés.....	74
4.4. Analyse des échantillons par diffraction des rayons X (DRX).....	76
4.5. Analyse par microscope électronique à balayage (MEB).....	78
4.6. Identification et interprétation de la minéralogie magnétique.....	82
4.6.1. Mesure thermomagnétique.....	82
4.6.2. Mesure de l'aimantation rémanente isotherme.....	85
4.6.3. Les cycles d'hystérésis.....	87
4.7. Conclusion	90
5. Théorie de l'analyse des composantes principales et son application avec l'intelligence artificielle.....	
5.1. Introduction.....	91

5.2. Le tableau de données	91
5.3. Point moyen ou centre de gravité	92
5.4. Matrice de variance covariance et matrice de corrélation.....	93
5.6. Espace des individus.....	94
5.6.1. La métrique.....	94
5.6.2. L'inertie.....	94
5.7. Espace des variables.....	95
5.7.1. La métrique des poids.....	95
5.8. Application de l'analyse des composantes principales.....	95
5.9. Application du classement flou.....	97
5.10. Application du réseau de neurones.....	99
5.11. Conclusion.....	103
6. Conclusion et perspectives.....	104
Références bibliographiques.....	108
Annexe.....	122

Liste des figures

1.1	Types de fractures, (a) une fracture partiellement fermée dans le puits#114 et (b) une fracture fermée dans le puits#119.	7
1.2	Fractures enregistrées par l'outil UBI dans le puits#113.	8
1.3	Types de réservoirs fracturés (d'après Nelson, 2001).	9
1.4	La courbe d'accumulation de pression enregistrée dans un réservoir fracturé (d'après Tiab et Donaldson, 2004).	10
1.5	Situation des puits étudiés dans la zone d'étude 1-A, champ de Hassi Messaoud.	12
1.6	Localisation de la deuxième zone d'étude (d'après Askri, et al., 1995 ; Aouimer et cherifi, 2008)	13
1.7	Coupe lithostratigraphique d'Oued Mya et Amguide (d'après Zerroug et al., 2007).	16
2.1	Fonctionnement d'un système flou.	20
2.2	Structure de neurone biologique.	26
2.3	Schéma de fonctionnement d'un neurone artificiel (d'après Amat et Yahiaoui, 1996).	27
2.4	Topologie des réseaux de neurones: (a) réseau de neurones non bouclé et (b) réseau de neurones bouclé.	28
2.5	Les données de diagraphies du puits#1.	32
2.6	Corrélations entre porosité de fractures naturelles et données de diagraphies.	35
2.7	Les courbes floues des données de diagraphies d'entrées.	37
2.8	Performance du RNA après l'apprentissage.	38
2.9	Corrélation entre la porosité des fractures obtenue par réseau de neurones et celle calculée par diagraphie (phase d'apprentissage (puits#1)).	39
2.10	Corrélation entre la porosité de fractures naturelles obtenue par réseau de neurones et celle calculée par diagraphie: (a) phase d'apprentissage, (b) phase de test et (c) phase de généralisation.	41
2.11	Corrélation entre la porosité des fractures obtenue par réseau de neurones et Celle calculée par diagraphie (phase de généralisation (puits#2)).	42
3.1	Champ magnétique terrestre (d'après Fortin, 2007).	47
3.2	Orientation des groupes d'aimantation définissant les domaines de Weiss (d'après Larroque et Virieux, 2001).	50
3.3	Acquisition de l'aimantation rémanente détritique (d'après Lowrie, 2007).	52
3.4	Les différents domaines magnétiques: (a) monodomaine, (b) pseudo-monodomaine et (c) multidomaine (d'après Tauxe, 2003).	53
3.5	Cycle d'hystérésis (d'après Vion-Dury, 2002).	54
3.6	Le triangle FeO, Fe ₂ O ₃ et TiO ₂ et les différentes familles d'oxyde magnétique (d'après Westphal et Pfaff, 1986).	58
3.7	Photos du dispositif expérimental d'analyse thermomagnétique KLY-2.	60
3.8	Schéma du principe de la méthode DRX (d'après Skoog et al., 2003).	61

3.9	Les différents types d'interaction entre l'électron et la matière dans le MEB (d'après Lynch, 2001).	62
3.10	Outil VSM: (a) Photos de l'outil VSM et (b) Composition d'un simple VSM (1-oscillateur, 2-transducteur, 3-condensateur de mesure de fréquence et amplitude, 4-amplificateur différentiel 5-détecteur synchrone, 6-bobine de détection, 7-échantillon, 8-capteur du champ H, 9-électroaimant) (d'après Czichos et al., 2006).	64
4.1	Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #118 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.	68
4.2	Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #114 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.	69
4.3	Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #119 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.	70
4.4	Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #113 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.	71
4.5.	Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #110 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.	72
4.6	Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #105 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.	73
4.7	Diagramme de Rose montrant l'orientation des fractures dans les puits: (a) puits#118, (b) puits#113, (c) puits#114 et (d) puits#118, 113, 114, 111, 115, 117, 116 et 107.	75
4.8	Diagramme de DRX de l'échantillon S6.	77
4.9.	Photographie de la surface de la lame mince réalisée au MEB (échantillon S1-1).	79
4.10	Diagramme de l'analyse EDS de l'échantillon S1-1.	79
4.11	Photographie de la surface de la lame mince réalisée au MEB (échantillon S1-2).	80
4.12	Diagramme de l'analyse EDS de l'échantillon S1-2.	80
4.13	Photographie de la surface de la lame mince réalisée au MEB (échantillon S5).	81
4.14	Diagramme de l'analyse EDS de l'échantillon S5.	81

4.15	Courbes thermomagnétiques des échantillons des puits étudiés (S6-W105: échantillon S6 du puits#105).	84
4.16	Mesure de l'aimantation rémanente à saturation isotherme pour les échantillons étudiés	86
4.17	Cycles d'hystérésis des échantillons des puits étudiés après la suppression de la susceptibilité diamagnétique et paramagnétique (H(T): champ induit, M : aimantation induite).	89
4.18	Diagramme de (Day et al., 1977) modifié par Dunlop (2002) pour les échantillons des puits étudiés.	90
5.1	Projections des variables dans: (a) le premier plan vectoriel et (b) le deuxième plan vectoriel.	98
5.2	Comparaison entre : (a) Ms obtenue par RNA après l'apprentissage et Ms mesurée sur les carottes de puits, et (b) Ms produite dans la phase de test et Ms mesurée.	102

Liste des tableaux

2.1	t-normes et t-conormes les plus utilisés.	20
2.2	Les valeurs des paramètres d'interprétation de puits#1.	34
2.3	Classement des entrées diagraphiques par la logique floue.	36
3.1.	La coercivité maximale de quelques minéraux ferromagnétiques (d'après Lowrie, 2007).	55
3.2.	Les longueurs et les diamètres des carottes des puits étudiés.	59
3.3.	Propriétés magnétiques de quelques minéraux ferromagnétiques (d'après McElhinny et McFadden, 2000).	60
5.1	Matrice de corrélation entre les paramètres obtenus par l'ACP.	96
5.2	Corrélations entre les variables pétrophysiques et les facteurs de l'ACP.	97
5.3	Classement des paramètres pétrophysiques d'entrée par classement flou.	99
5.4.	Performance du réseau de neurones dans la phase d'apprentissage.	101
5.5.	Performance du réseau de neurones dans la phase de test.	103

Remerciements

Je remercie en premier lieu notre bon Dieu, le tout puissant qui a éclairé mon chemin, et ma donné le courage, la force et la patience pour achever ce travail.

Je tiens à remercier mon directeur de thèse, monsieur le professeur Kamal Baddari d'avoir accepté de diriger ce travail avec beaucoup de patience, malgré ses lourdes charges, je le remercie pour ses orientations, ses conseils et tout le soutien qu'il m'a apporté durant cette thèse. Je lui témoigne ici toute ma gratitude.

Mes remerciements s'adresse également à Monsieur le professeur Tahar Aïfa d'avoir accepté de diriger ce travail, pour ses orientations précieuses et ses encouragements durant toute la durée de la thèse, je le remercie d'avoir accepté de diriger mes travaux malgré ses lourdes charges, ainsi que pour son goût de la perfection et de la rigueur scientifique qu'il m'a toujours prodigué. Je lui exprime ici toute ma reconnaissance.

Je remercie Monsieur Aberrahmane Bouguern d'avoir accepté de présider le jury de soutenance de cette thèse, ainsi que Messieurs Jalal Ferahtia et Djarfour Nouredine qui m'ont fait l'honneur d'accepter d'examiner ce travail et de m'accorder une partie de leurs temps précieux pour évaluer cette thèse.

Je remercie chaleureusement monsieur le professeur Yves Géraud de m'avoir accueilli au sein du laboratoire à l'Institut de Physique du Globe de Strasbourg (IPGS) pendant 18 mois et la facilité qu'il ma donnée durant toute cette période de stage. J'en suis reconnaissant.

Mes remerciements vont également à Marc Diraison pour ses orientations et ses discussions fructueuses et à toute l'équipe de l'UMR 7516 de l'IPGS.

Je remercie également France Lagroix et Charles Poitou pour leur accueil et assistance pour les mesures de magnétisme des roches au laboratoire de paléomagnétisme de l'Institut de Physique du Globe de Paris.

Mes vifs remerciements s'adressent à Monsieur le docteur Amine Mazouzi de m'avoir accueilli au sein de sa direction à Sonatrach et pour la facilité qu'il ma donnée au cours de mon stage à Sonatrach. Mes remerciements vont aussi à M^{elle} Naima Kherfi, Samia Guessoum du PED et tout le personnel de la cartothèque de Hassi Messaoud.

Enfin, je remercie Messieurs Mohamed Ayache et Nacer-Eddine Merabet du CRAAG pour leur assistance dans les mesures de la susceptibilité magnétique et tous mes enseignants de la faculté des hydrocarbures et de la chimie de l'université M'hamed Bougara de Boumerdès.

Dédicace

Je dédie ce travail à ma grande et petite famille ainsi qu'à toute Personne qui m'a aidé de loin ou de près pour réaliser cette thèse.

Introduction générale

Malgré les efforts faits pour substituer le pétrole par d'autres énergies, les énergies fossiles restent jusqu'à présent la source d'énergie la plus utilisée dans le monde et la demande sur cette matière fossilifère ne cesse d'augmenter. A cause des faibles découvertes de nouveaux champs pétroliers, l'intérêt actuel est de mieux exploiter les réservoirs prouvés, surtout les réservoirs non conventionnels qui donnent des perspectives prometteuses du point de vue production et qui restent actuellement peu exploités, bien qu'ils occupent les premières places dans les réserves mondiales des hydrocarbures. Les réservoirs fracturés naturels forment une catégorie de réservoirs tout à fait particulière, ils se caractérisent généralement par une excellente productivité du pétrole, en outre leur étude est très spécifique et complexe, due à l'existence d'une porosité et d'une perméabilité secondaires. Les réservoirs fissurés sont des réservoirs matriciels initialement continus, c'est à dire que leurs matrices sont composées de roches perméables. Mais sous l'effet des contraintes tectoniques, les roches qui les composent deviennent plus compactes et fissurées.

L'introduction des nouvelles technologies en particulier les outils d'imagerie, à partir du milieu des années 1980, a résolu beaucoup de problèmes concernant la détection et la caractérisation des fractures ([Serra, 1989](#)). L'étude de la fracturation des réservoirs est basée sur les différentes sources des données obtenues. [Behrens et al., \(1998\)](#) ont estimé les fractures à partir des données sismiques. [Hoffman et Narr \(2012\)](#) ont utilisé des données de diagraphies de production (PLT) pour estimer les dimensions des fractures. [Sause et al. \(2010\)](#) ont combiné les données géologiques, diagraphies d'imagerie, sismique induite et profil sismique vertical pour élaborer un modèle de fractures en 3D. Plusieurs techniques sont appliquées pour les estimer. [Sahimi et Hashemi \(2001\)](#) ont détecté des fractures en appliquant la transformée en ondelette sur les données de porosité, ils ont supposé que la variation de la haute fréquence correspond à l'existence de fractures. La variation de l'amplitude avec l'azimut (AVAZ) ([Aamir et Jakobsen, 2011](#); [Tsvankin et al., 2012](#)), les attributs sismiques ([Al-Dossary et Marfurt, 2006](#); [Chopra et al., 2011](#)) et les réseaux de neurones ([Kouider El Ouahed et al., 2005](#); [Darabi et al., 2010](#)) sont parmi les méthodes les plus utilisées pour étudier les fractures.

L'estimation de la porosité des fractures reste jusqu'à présent mal évaluée dans ce type de réservoirs, à cause de l'hétérogénéité de la distribution des fissures, ainsi que la difficulté de

la mesurer directement au laboratoire. Les données de diagraphies donnent la possibilité de calculer la porosité de fractures des puits, mais à partir des données de trois enregistrements (sonique, densité et neutron), et les données de la boue de forage (densité de fluide du filtrat de boue et le temps de passage de l'onde dans le fluide). L'absence de l'un des enregistrements ou un paramètre de la boue de forage dans les puits rend son calcul par diagraphie impossible. Dans le champ de Hassi Messaoud, comme dans d'autres champs pétroliers beaucoup des puits forés, manquent l'un des enregistrements diagraphiques, ce qui rendre le calcul de cette porosité par diagraphie impossible. La plupart de ces puits, sont soit en production, soit cimentés, ce qui rend l'enregistrement des paramètres diagraphiques manquant à nouveau difficile et coûteux. La méthode du classement flou est le fruit des travaux publiés par [Lin et al. \(1995, 1996\)](#). Cette méthode a trouvé son application dans le domaine pétrolier : on cite à titre d'exemple [Ouenes \(2000\)](#) qui a utilisé cette méthode pour classer l'effet de la structure, l'épaisseur de la couche et la lithologie dans les fractures et [Lim \(2005\)](#) qui a appliqué le classement flou pour choisir les meilleurs enregistrements de diagraphie qui ont un effet sur la porosité et la perméabilité des carottes. Dans ces dernières années, les réseaux de neurones sont utilisés avec succès pour estimer les différents paramètres presque dans toutes les étapes de l'industrie pétrolière, ils sont appliqués en géochimie ([Alizadeh et al., 2012](#)), sismique ([Djarfour et al., 2008](#); [Baddari et al., 2010](#)), forage ([Irani et Nasimi, 2011](#)), tests de puits ([Vaferi et al., 2011](#)), diagraphies ([Rolon et al., 2009](#)) et caractérisation du réservoir ([Kouider El Ouahed et al., 2005](#); [Darabi et al., 2010](#)).

Dans le cadre de ce travail, pour la première fois a notre connaissance, une méthodologie est proposée pour résoudre le problème de l'estimation de la porosité de fractures naturelles dans le cas d'absence d'enregistrement de diagraphies ou de paramètre de la boue de forage dans un puits pétrolier, en se basant sur le classement flou et les réseaux de neurones multicouches. Les données de diagraphies sont utilisées habituellement pour déterminer la lithologie, la minéralogie et les paramètres pétrophysiques des puits. Le classement flou est utilisé dans ce travail pour classer l'effet des données de diagraphies d'entrée du réseau de neurones (densité, gamma ray, porosité neutron et résistivité) sur la sortie désirée (porosité de fractures naturelles), et le réseau de neurones de type multicouche est utilisé pour déterminer la porosité des fissures à partir des données de diagraphies d'entrée.

La deuxième partie du travail rentre dans le cadre de la caractérisation des réservoirs non conventionnels, parmi lesquels se trouvent les réservoirs compacts. Ce type de réservoirs pose de grands problèmes du point de vue exploitation à cause de la faible porosité et perméabilité. Les enregistrements diagraphiques dans les puits étudiés montrent une saturation en

hydrocarbure considérable, mais les résultats des tests de puits sont négatifs, ce qui nécessite une caractérisation détaillée pour les exploiter de la meilleure façon possible.

En utilisant les outils de diagraphie et de la susceptibilité magnétique nous pouvons localiser les fractures et préciser leurs états (ouvertes ou partiellement ouvertes), mais également connaître la nature des minéraux magnétiques dans le réservoir. Nous focaliserons notre étude, dans cette partie du travail, sur la formation des quartzites de Hamra dans le sud-ouest du champ de Hassi Messaoud, pour (i) trouver une relation entre les zones à forte susceptibilité magnétique et la fracturation dans les puits étudiés, (ii) identifier les minéraux ferromagnétiques responsables de l'aimantation en utilisant la méthode de diffraction des rayons X, de microscopie électronique à balayage et du magnétisme des roches et (iii) établir une relation entre la susceptibilité magnétique et les paramètres pétrophysiques, en utilisant l'analyse des composantes principales et les réseaux de neurones. Ces techniques combinées sont utilisées pour la première fois pour étudier le réservoir fracturé dans les quartzites de Hamra en Algérie.

Cette thèse fait l'objet de cinq chapitres, le premier chapitre représente des notions sur les réservoirs fracturés naturels, telles que la classification des fractures, les différentes données utilisées pour estimer la porosité des fractures et les différents types de réservoirs fracturés. Des généralités sur les zones d'étude sont données à la fin de ce chapitre. Par mesure de confidentialité la deuxième zone d'étude est nommée zone II.

Le deuxième chapitre est divisé en deux parties, la première partie présente les bases théoriques de la logique floue et des réseaux de neurones artificiels. La deuxième partie est réservée à l'application du classement flou pour classer les entrées des données de diagraphies du réseau de neurones, et la prédiction de la porosité de fractures.

Le troisième chapitre est consacré aux notions théoriques du magnétisme, ensuite la méthodologie et les principes de fonctionnement des appareils utilisés dans les mesures sont exposés.

Le quatrième chapitre est dédié à l'étude des minéralogies magnétiques des échantillons et des lames minces dans les zones de forte susceptibilité magnétique, en utilisant la méthode de DRX, microscopie électronique à balayage et magnétisme des roches (cycle d'hystérésis, aimantation rémanente isotherme à saturation, courbe thermomagnétique).

Le cinquième chapitre présente des notions essentielles de la méthode de l'analyse des composantes principales et l'application de cette méthode pour trouver une relation linéaire entre la susceptibilité magnétique mesurée et les données pétrophysiques. Nous terminerons

notre chapitre avec l'application des réseaux de neurones pour trouver une relation non linéaire entre ces paramètres.

Une conclusion sur l'ensemble des méthodes utilisées ainsi que les perspectives de ce travail sont données à la fin de cette thèse.

Chapitre 1. Généralités sur les réservoirs fissurés naturels et les zones d'étude

1.1. Introduction

Les réservoirs fissurés représentent plus de 50% des réservoirs pétroliers et contribuent efficacement à une grande proportion dans la production de pétrole et de gaz à travers le monde ([Tarek, 2010](#)). Les fractures sont définies comme des discontinuités dans les roches, et elles apparaissent sous la forme de cassures locales dans la séquence naturelle des propriétés de la roche. Les fractures représentent des défaillances mécaniques de la résistance de la roche due aux contraintes géologiques naturelles, telles que mouvements tectoniques, changements lithostatiques de la pression, contraintes thermiques à haute pression de fluide, activité de forage, et même retrait du fluide ([Tiab et Donaldson, 2004](#)).

L'étude des réservoirs fracturés est différente de l'étude des réservoirs matriciels. Elle nécessite l'intégration des fractures dans toutes les étapes de l'étude du réservoir pour l'évaluer correctement. La tendance générale d'ignorer l'effet et la présence de fractures naturelles n'est pas bonne, elle conduit (i) parfois à des pertes irréparables du facteur de récupération, (ii) à un modèle de la récupération primaire inapproprié avec la récupération secondaire, (iii) à des dépenses inefficaces durant le développement, (vi) à des puits de forage inutiles et (v) à une mauvaise évaluation économique ([Nelson, 2001](#)).

Au cours de ces dernières années, beaucoup d'efforts ont été faits pour étudier ce type de réservoirs. [Zazoun \(2013\)](#) a estimé la densité de fractures dans des puits traversant la formation cambro-ordovicienne dans le champ de Mesdar, en se basant sur les réseaux de neurones artificiels ; [Xue et al. \(2014\)](#) ont estimé les fractures en combinant les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques. Le rôle des fractures et leur importance dans l'accumulation d'huile sont étudiés en se basant sur les données sismique 3D ([Karimpoli et al., 2013](#)). [Tokhmechi et al. \(2009\)](#) ont utilisé l'approche de la transformée de Fourier-ondelette pour détecter les fractures à partir des logs de saturation en eau.

Dans ce chapitre des notions théoriques sur les réservoirs fracturés ainsi que des généralités sur les deux zones d'études sont présentées.

1.2. Classification des fractures

Les fractures sont classées en plusieurs aspects, selon l'échelle des fractures. [Zeng et al. \(2010\)](#) ont classé les fractures en trois types : grande échelle, moyenne et petite échelle, et micro échelle. Selon l'aspect géologique, les fractures sont divisées en trois types:

1.2.1. Les fractures tectoniques

Les fractures tectoniques sont des fractures dont l'origine de l'orientation, la distribution et la morphologie sont attribuées ou associées à une tectonique locale. Elles sont formées par l'application des forces en surface. L'intensité de fractures associée aux failles est fonction de plusieurs facteurs : (i) la lithologie, (ii) la distance entre plans de faille, (iii) la magnitude du déplacement de la faille, (iv) la tension totale dans la masse rocheuse et (v) la profondeur d'enfouissement. On remarque que la majorité des fractures tectoniques sur les affleurements ont tendance à être des fractures de cisaillement ([Nelson, 2001](#), [Tiab et Donaldson, 2004](#)).

1.2.2. Les fractures régionales

Les fractures régionales sont des fractures qui se développent sur de vastes zones de la croûte terrestre avec relativement peu de changement d'orientation, elles ne montrent aucun signe de décalage à travers le plan de rupture, et elles sont toujours perpendiculaire à la surface de la stratification principale ([Stearns, 1972](#)).

1.2.3. Les fractures de contraction

Ce type regroupe les fractures de tension et extension qui sont associées généralement à la réduction du volume globale de la roche. Les fractures de dessiccation peuvent résulter du rétrécissement causé par la perte du fluide durant le séchage subaérien. Les fissures de boue sont les fractures les plus connues par les géologues pour ce type. Les fractures synérèses résultent d'un processus chimique de réduction du volume à l'intérieur des sédiments par phénomène subaquatique ou déshydratation de surface ([Nelson, 2001](#)).

1.3. Méthodes d'estimation de la porosité de fractures

La porosité de fractures peut être estimée en se basant sur :

1.3.1. Les analyses des carottes

L'analyse des carottes consiste à faire une analyse détaillée des fractures apparues sur les carottes de puits de forage. Elle nous permet de mesurer l'ouverture, le degré de remplissage, la longueur, l'orientation par rapport à la verticale et l'azimut du plan de fissuration, si la

carotte est orientée et la distance entre deux fissures consécutives (Fig.1.1). La connaissance de la largeur et le nombre de fractures dans les carottes permettent d'estimer la porosité de fractures à l'aide des équations empiriques (Tiab et Donaldson, 2004). Dans la plupart des champs pétroliers en Algérie, les carottes de puits ne sont pas orientées, ce qui rend la mesure de l'orientation et l'azimut de fractures difficile.

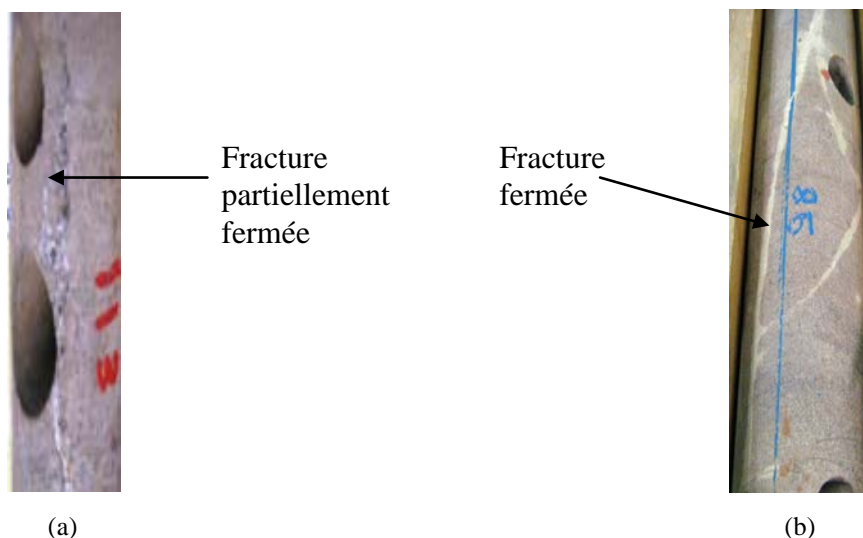


Fig.1.1. Types de fractures : (a) une fracture partiellement fermée dans le puits#114 et (b) une fracture fermée dans le puits#119.

1.3.2. Les logs des diagraphies

Les logs de diagraphies enregistrés par les outils d'imagerie telle que UBI (Ultrasonic Borehole Imager) permettent de détecter les fractures dans les puits étudiés (Fig.1.2). On peut connaître leurs localisations, leurs types (fermé, ouvert ou partiellement ouverte) et leurs orientations. Mais à partir des diagraphies, il n'existe pas une méthode directe qui peut donner directement la porosité de fractures. Le calcul de cette porosité n'est possible qu'à partir de la détermination de la porosité totale et secondaire, en se basant sur les enregistrements des logs de densité, neutron et sonique.

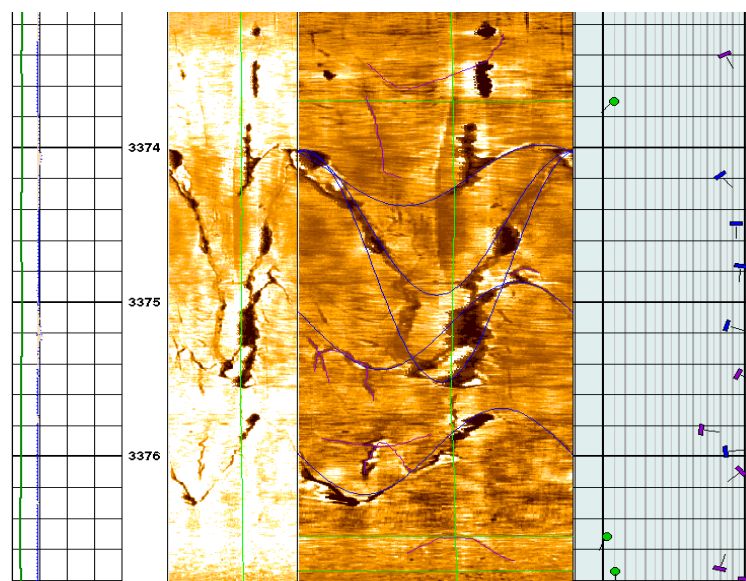


Fig.1.2. Fractures enregistrées par l'outil UBI dans le puits#113.

1.3.3. Les tests de puits

Les tests de puits fournissent les paramètres essentiels d'un réservoir fracturé, telle que la porosité et la perméabilité de fractures, la capacité des fissures et la direction générale de l'anisotropie de la perméabilité. D'autres paramètres sont obtenus par l'analyse de la pression transitoire, l'essai d'impulsion de pression, et les essais d'interférence, qui définissent les propriétés de la fracture dans une réponse de court terme, et les propriétés de la matrice dans un écoulement de fluide à long terme. Ces méthodes sont exposées en détail dans [Aguilera \(1980\)](#), [Reiss \(1980\)](#), [Van Golf-Racht \(1982\)](#), [Bourdarot \(1996\)](#) et [Tiab et Donaldson \(2004\)](#).

1.4. Classification des réservoirs fracturés naturels

Les réservoirs fracturés sont classés en fonction de la contribution des fractures dans la porosité et la perméabilité du réservoir en quatre types suivants ([Fig.1.3](#)):

Type I: Les fractures fournissent l'essentiel de la porosité et de la perméabilité du réservoir. Dans ce type de réservoir, le calcul de la porosité de fractures où le volume de fractures par puits a une importance primordiale. La connaissance précise de ce volume doit être acquise dès que possible pour évaluer les réserves totales obtenues par puits et de prédire si les débits initiaux élevés seront maintenus ou diminueront rapidement avec le temps. L'estimation de la largeur et l'espacement de la fracture sont essentiels. Parmi les réservoirs fracturés on trouve le champ d'Amal en Libye, Iapaz et Mara au Venezuela et les réservoirs précambrien dans l'est de la Chine.

Type II: Les fractures fournissent l'essentiel de la perméabilité du réservoir à l'exemple des champs de Kirkuk en Iraq et Asmari en Iran.

Type III: Les fractures aident à la perméabilité dans les réservoirs productifs : ce type de réservoir est rencontré dans le champ de Monterey en Californie et le réservoir Spraberry dans l'ouest du Texas.

Type IV: La fracture ne fournit pas une porosité additionnelle ou une perméabilité supplémentaire, mais elle crée une importante anisotropie du réservoir (barrière de perméabilité). Ces champs sont parfois non rentables du point de vue économique pour pouvoir les développer. Les calculs précis de la porosité de fractures dans les réservoirs fracturés de type II et III sont moins importants parce que le système de fracture ne fournit que la perméabilité (Nelson, 2001; Tiab et Donaldson, 2004).

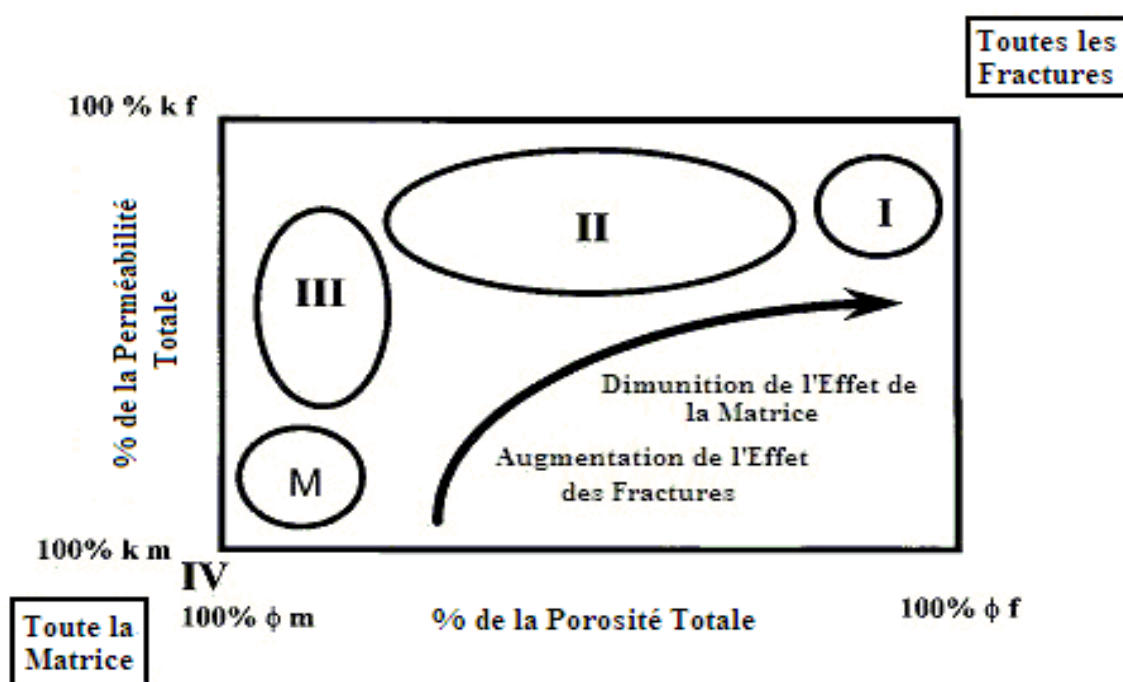


Fig.1.3. Types de réservoirs fracturés (d'après Nelson, 2001). k_f : perméabilité de fracture, ϕ_f : porosité de fracture.

1.5. Indicateurs de fractures naturelles dans un réservoir

Il y a plusieurs indices qui peuvent nous renseigner sur l'existence de fractures dans un réservoir, soit dans la phase de forage d'un puits soit en cours de production. La perte de fluides en circulation et l'augmentation du taux de pénétration de l'outil au cours du forage sont de bons indicateurs d'une formation fracturée. Les fractures et les canaux de solution dans les carottes des puits fournissent des informations directes sur la nature d'un réservoir.

L'analyse détaillée des carottes nous permet de distinguer entre les fractures naturelles et celles induites (Tiab et Donaldson, 2004).

❖ Les outils de diagraphie sont utilisés pour déterminer les différentes caractéristiques des réservoirs, telles que la lithologie, la porosité et la saturation en fluides. Les diagraphies d'imagerie nous donnent des informations sur les fractures naturelles. La présence d'un grand nombre de fractures dans le réservoir peut affecter la réponse des différents outils de diagraphie. Seules les fractures qui sont au moins partiellement ouvertes contribuent à la production.

❖ Warren et Root (1963) ont supposé que l'écoulement du fluide de la matrice aux fractures est sous un état pseudo-permanent et ils ont montré que la courbe semi-logarithmique de l'accumulation de pression est similaire à celle représentée en (Fig.1.4). Cette dernière est typique d'une formation fracturée.

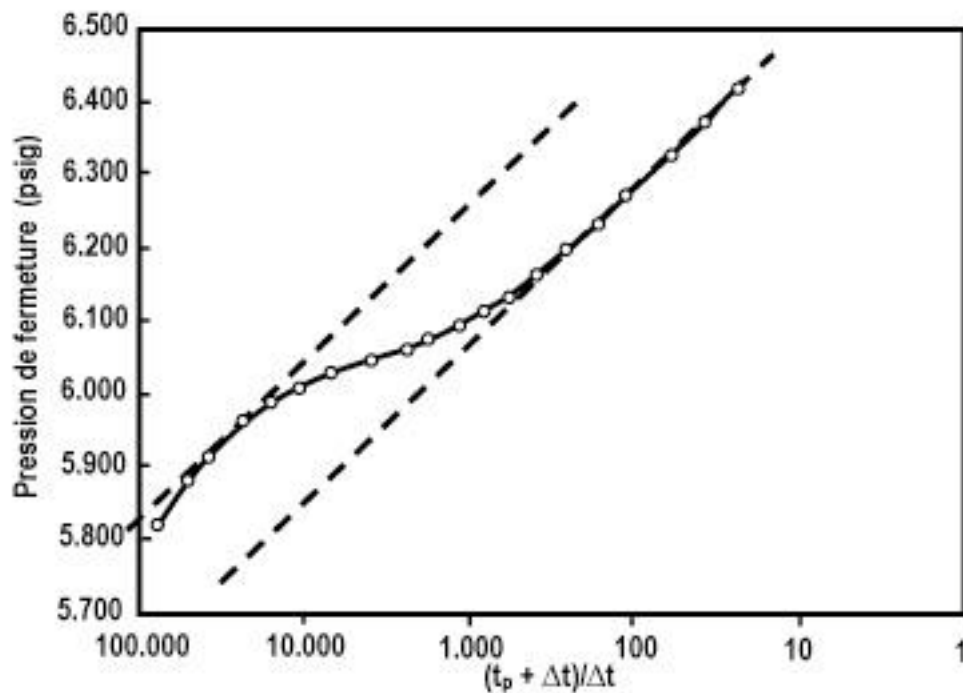


Fig.1.4. La courbe d'accumulation de pression enregistrée dans un réservoir fracturé (d'après Tiab et Donaldson, 2004).

❖ Les fractures naturelles verticales dans un puits de forage non-dévié peuvent être identifiées comme une caractéristique de forte amplitude qui traverse d'autres plans de stratification (Tiab et Donaldson, 2004).

❖ Le très fort indice de productivité de 500 STB/D/psi ou plus est un indicateur de puits fracturé naturellement, qui est produit sous un écoulement laminaire. Dans les champs

iraniens certains pétroliers ont enregistré un indice de productivité de 10.000 STB/D/psi. Dans ces puits 95% du débit se fait par fractures (Saidi, 1987).

❖ L'augmentation importante de la productivité de puits après l'opération de stimulation artificielle par acidification est une forte indication d'une formation naturellement fracturée. L'acidification se fait essentiellement pour augmenter la largeur des canaux et des fractures (Tiab et Donaldson, 2004).

❖ En raison de la grande perméabilité de fractures, le gradient horizontal de la pression est généralement faible à proximité du puits de forage et tout au long du réservoir (Saidi, 1987). C'est surtout vrai dans les réservoirs de type I et à un degré moindre de type II (Tiab et Donaldson, 2004).

1.6. Situation des zones d'étude

Le champ de Hassi Messaoud est situé dans la partie centrale du Sahara Algérien. Il est connu par ses puits productifs d'huile principalement dans les réservoirs cambriens qui se trouvent à une profondeur moyenne de 3400 m. Ces réservoirs se caractérisent par une très grande variabilité des propriétés pétrophysiques. La superficie de ce champ est près de 1600 km². Les dépôts cambriens sont constitués de grès et de quartzites, ils sont les mieux étudiés et constituent d'importants réservoirs (cambrien Ri, Ra) (Zerroug et al., 2007; Kherfella, 2002).

1.6.1. La zone 1-A du champ de Hassi Messaoud

La zone 1-A est située dans la partie sud-ouest du champ de Hassi Messaoud (Fig.1.5). Le réservoir principal dans cette zone est le drain D4 qui se caractérise par une variation des faciès mal connus et très hétérogènes par rapport aux autres drains. Les mauvaises caractéristiques des réservoirs sont liées au faciès du drain D4, à la position structurale très basse et à la proximité du plan d'eau. Les réservoirs plongent régulièrement sur le flanc ouest du champ de Hassi Messaoud. La majorité de la partie de cette zone se trouve structuralement très basse, avec la base du réservoir Ra située dans l'aquifère. Le top du réservoir R2 est recoupé par le plan d'eau dans l'est de la zone. La tectonique hercynienne affecte cette zone, mais elle n'a pas atteint le réservoir Ra (Beicip-Franlab, 1995).

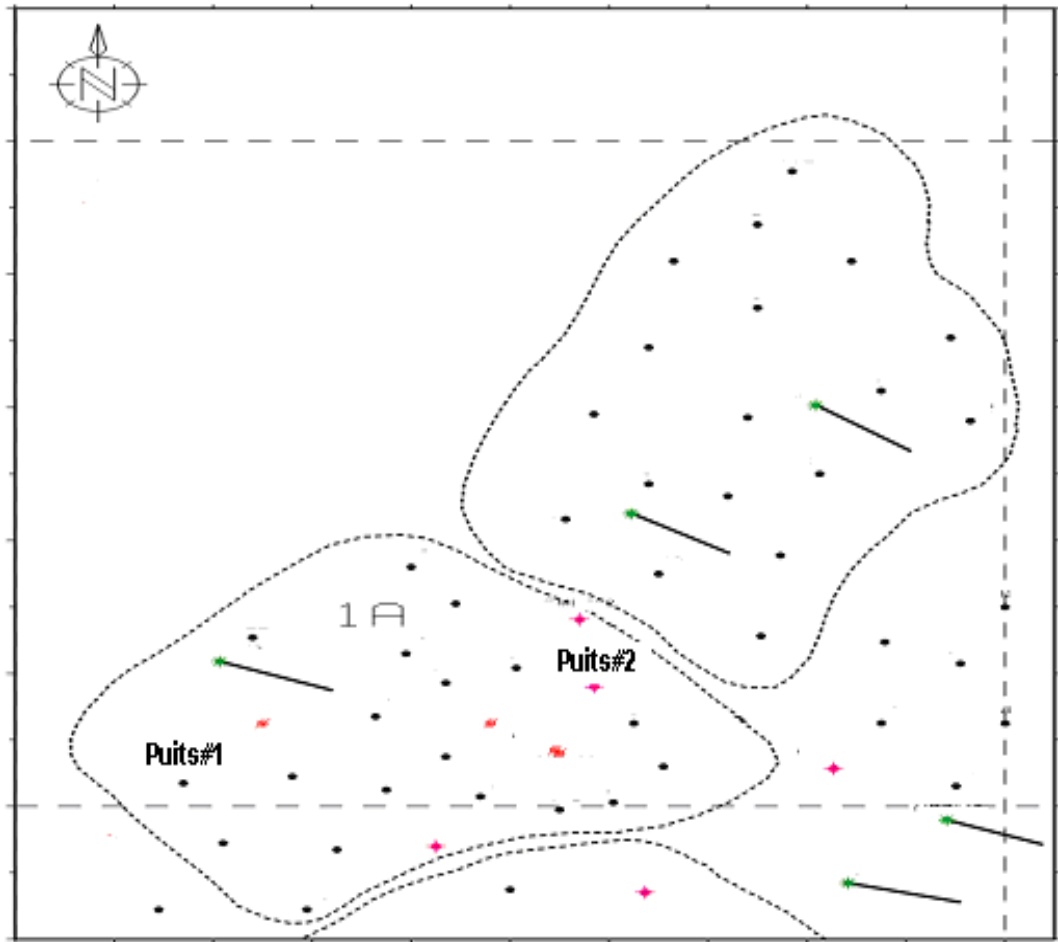


Fig.1.5. Situation des puits étudiés dans la zone d'étude 1-A, champ de Hassi Messaoud.

1.6.2. La zone II

La zone II est une structure située au sud-ouest du champ de Hassi Messaoud (Fig.1.6). Du point de vue stratigraphique, les terrains d'âge paléozoïque traversés par tous les puits forés dans cette zone sont presque les mêmes à l'exception des intercalations éruptives qui sont distribuées d'une façon discontinue avec des épaisseurs variables (Aouimer et Cherifi, 2008). La colonne stratigraphique type de la région est présentée en (Fig.1.7).

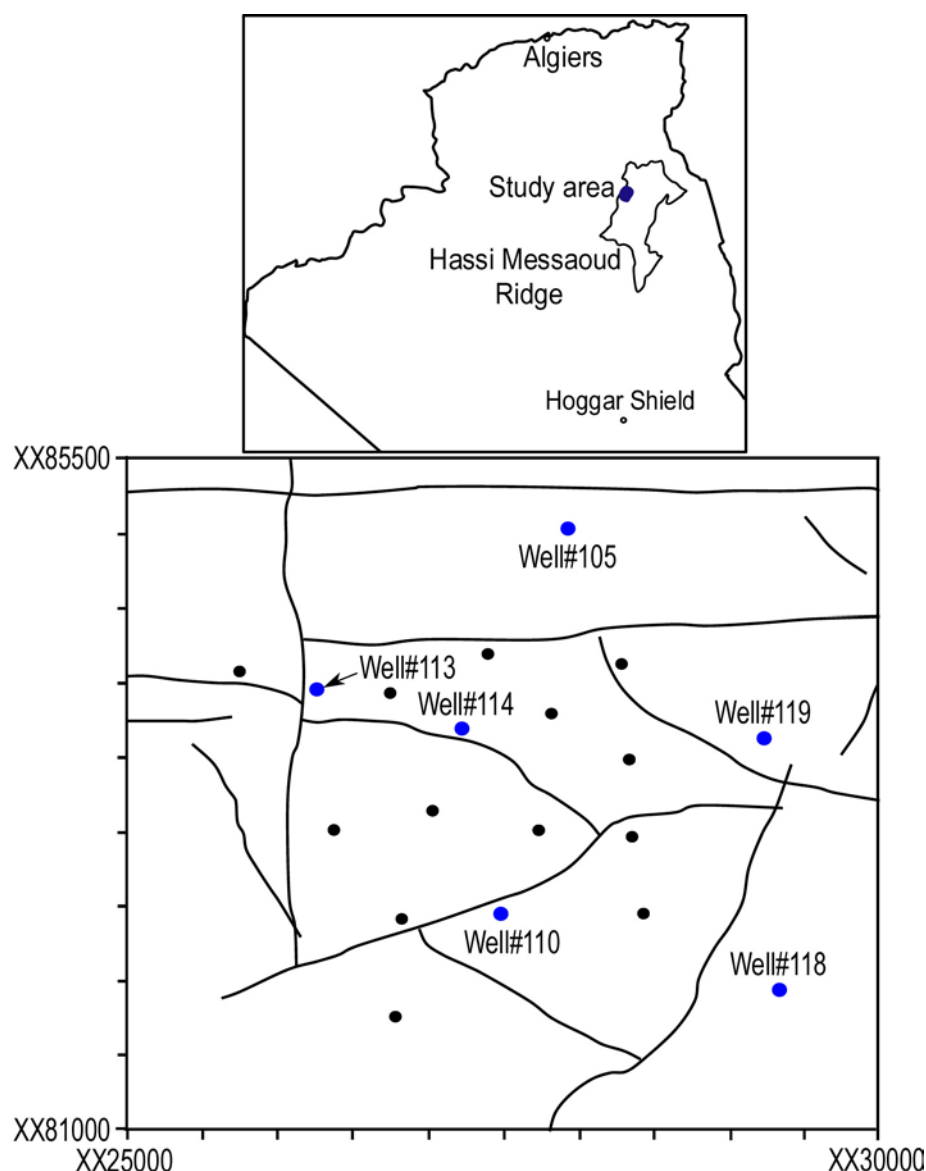


Fig.1.6. Localisation de la deuxième zone d'étude (d'après Askri et al., 1995 ; Aouimer et Cherifi, 2008)

1.7. Principales phases tectoniques de la plateforme saharienne

La structure actuelle du champ de Hassi Messaoud est le résultat d'une paléotectonique complexe. C'est une structure formée au cours des temps géologiques lors des différents cycles orogéniques. « La phase panafricaine a engendré un réseau de fracturation caractérisé par des accidents sub-méridiens verticaux. Cette phase est marquée par des accidents (i) dextres décalés par un réseau de failles conjuguées NE-SW, et (ii) sénestres affectés par des failles NW-SE. Ce système est le résultat d'une contrainte compressive maximale horizontale de direction est-ouest » (Askri et al., 1995). Les différentes phases tectoniques ayant affectées la plateforme saharienne sont décrites brièvement ci-dessous :

1.7.1. La distension cambro-ordovicienne

Les séries cambro-ordoviciennes sont marquées localement par une instabilité tectonique, qui a accompagné leur dépôt. Les accidents tectoniques observés sont de direction NS. Des roches volcaniques, intercalées dans les grès du Cambrien ou les argiles trémadociennes d'El Gassi, ont été trouvées dans les puits forés dans la région de Hassi Messaoud. Plusieurs puits forés dans cette dernière région et dans le bassin d'Oued Mya ont traversé des roches volcaniques intercalées dans des grès attribuées au Cambrien (Ra et R2) et à l'Ordovicien ([Askri et al., 1995](#) ; [Zerroug et al., 2007](#)).

1.7.2. La compression taconique

Parmi les phénomènes principaux de cette phase, c'est la distension cambro-ordovicienne, suivie d'une transgression généralisée d'âge hirnantien-dapingien. Au katien, un changement de contrainte avec des mouvements compressifs, le long des accidents sub-méridiens, entraîne des bombements régionaux, en particulier sur les boucliers de Réguibate (Eglab) et Touareg (Hoggar). Ces soulèvements entraînent une érosion atteignant le socle, on leur attribue un âge allant du katien à l'hirnantien ([Askri et al., 1995](#)).

1.7.3. La compression calédonienne

Cette phase est caractérisée par le chargement des argiles noires d'âge silurien par un matériel détritique provenant du SE, des variations d'épaisseur et de faciès le long des axes structuraux. Le soulèvement des structures engendré par cette phase est suivi d'une période d'érosion ([Askri et al., 1995](#)).

1.7.4. La phase hercynienne

Cette phase regroupe les phases tectoniques précoces (Viséen) et majeurs. La phase tectonique hercynienne majeure a joué un grand rôle dans la structuration des différents bassins de la plateforme saharienne et dans la distribution des roches réservoirs et roches mères, en revanche la phase tectonique hercynienne précoce a généralement affecté la sédimentation ([Zerroug et al., 2007](#)).

1.8. Les principaux réservoirs pétroliers

1.8.1. Les réservoirs du Cambrien

Le réservoir d'âge cambrien est considéré comme un réservoir principal producteur d'huile dans le gisement de Hassi Messaoud et tout autour, il est subdivisé en deux réservoirs principaux Ri (réservoir isométrique) et Ra (réservoir anisométrique) ([Fig.1.7](#)). La majorité de

l'unité Ra est principalement composée de grès quartz arénites avec apparition de bioturbation vers le haut. Cette unité est considérée comme un faciès de transition entre milieu continental et milieu marin peu profond. Cette influence marine indique une transgression généralisée sur la plateforme saharienne au cours de l'Ordovicien inférieur (Fabre, 2005). Une nouvelle nomenclature des séquences basée sur la chimostratigraphie et la sédimentologie est établie de la base du réservoir d'âge cambrien jusqu'au sommet de l'ordovicien inférieur. Elle montre que la majorité des grès qui rentrent dans la composition de ces réservoirs ont une teneur moyenne de silice entre 86.4 et 96.8 wt% (Sabaou et al., 2009).

1.8.2. Les réservoirs de l'Ordovicien

De point de vue lithologique, la formation ordovicienne est considérée comme un massive compacte, constitué de grès blanc à gris-blanc, fin à moyen, localement grossier, silico-quartzitique à quartzitique, compact, dur avec des passées d'argile noire, silteuse et feuilletée. La formation des quartzites de Hamra est considérée comme la formation la plus importante dans l'Ordovicien. Plusieurs puits forés sont producteurs d'huile, tout autour du gisement de Hassi Messaoud. Les quartzites de Hamra sont des grès massifs, propres et bien développés. Les paramètres pétrophysiques du réservoir de quartzites de Hamra sont moyens. La porosité varie de 2 à 10% et la perméabilité varient de 0.1 à 100 mD, ces paramètres sont contrôlés par des effets diagénétiques, la position de ces quartzites par rapport à la discordance hercynienne et aussi par la présence ou non de fractures qui augmentent de façon significative les valeurs de la perméabilité (Zerroug et al., 2007).

La fracturation joue un rôle essentiel dans la production d'huile dans les réservoirs ordoviciens. L'intensité de la fracturation est liée à la densité de la formation, son épaisseur et la proximité du réseau de failles régional. Les travaux effectués dans le champ de Hassi Terfa montrent que certains éléments radioactifs sont renfermés dans les fractures, et l'analyse des données de diagraphies a permis d'observer des concentrations en éléments radioactifs (Th, K et U) dans ces fractures (Zerroug et al., 2007). L'analyse chimique des échantillons pris dans des puits traversant les quartzites de Hamra situés dans le sud-ouest du champ de Hassi Messaoud a montré que la majorité des échantillons ont un pourcentage de silice variant de 93.28% à 98.79 % (Benayad, 2014).

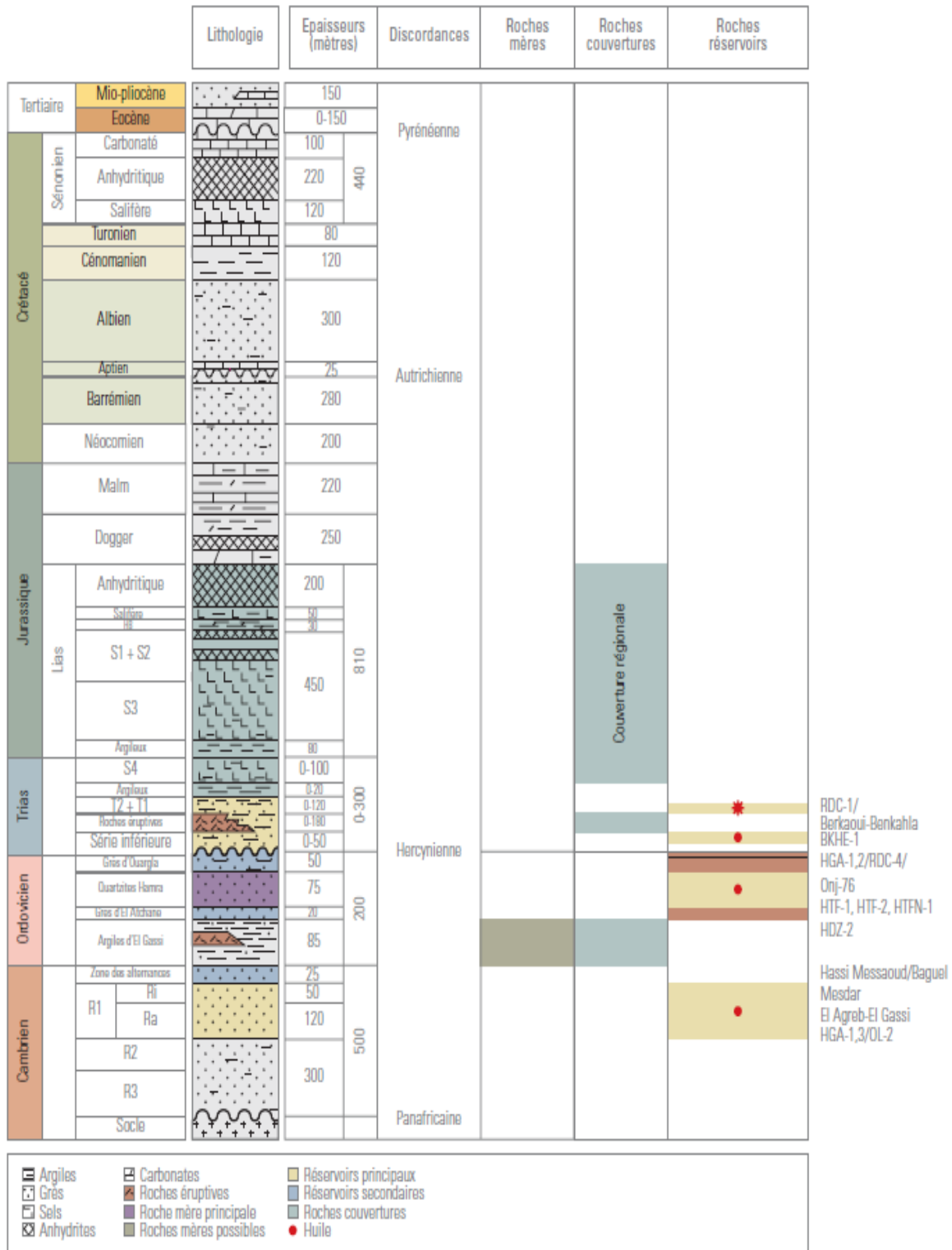


Fig.1.7. Coupe lithostratigraphique d'Oued Mya et Amguid (d'après Zerroug et al., 2007).

Chapitre 2. Application de la logique floue et des réseaux de neurones pour prédire la porosité de fractures naturelles

2.1. Introduction

L'idée des réseaux de neurones artificiels (RNA) et de la logique floue est inspirée de l'organisation du cerveau humain et sa capacité de traiter les différents types de problèmes. Le cerveau humain est capable de s'adapter, d'apprendre et de décider même dans les cas imprécis et incertains, pour ces raisons beaucoup de chercheurs dans différentes disciplines se sont intéressés à comprendre son principe de fonctionnement pour pouvoir l'appliquer afin de résoudre les différents problèmes telle que l'optimisation ([Hamzaoui et al., 2014](#)), la classification ([Bruzzone et al., 1998](#)) et la reconnaissance ([Rogers et al., 1995](#)). Dans le domaine pétrolier et avec l'orientation actuelle à travers le monde pour exploiter les réservoirs non conventionnels dans le but d'augmenter les réserves actuelles, les RNA et la logique floue sont appliqués pour résoudre des différents problèmes dans les réservoirs fracturés. On cite, à titre d'exemple, les travaux de [Malallah et Nashawi \(2005\)](#) qui ont estimé le gradient des fractures dans un réservoir en se basant sur les RNA, de [Darabi et al. \(2010\)](#) qui ont obtenu la carte d'intensité des fractures en 3D, en utilisant la logique floue et les RNA, et [Zazoun \(2013\)](#) qui a appliqué un réseau de neurones multicouche pour déterminer la densité de fractures dans le champ de Mesdar (Algérie).

Dans ce chapitre, on va exposer premièrement des généralités sur la logique floue et les réseaux de neurones pour expliciter les notions de bases de ces techniques. Ensuite on va appliquer pour la première fois les RNA pour déterminer la porosité de fractures naturelles dans un puits manquant d'enregistrement de diagraphie sonique, en se basant sur les données de diagraphies conventionnelles complètes enregistrées dans un autre puits. L'importance de chaque paramètre de diagraphie d'entrée du réseau de neurones sur la porosité de fractures naturelles désirée est classée par la méthode du classement flou (*fuzzy ranking*).

2.2. Concepts théoriques sur la logique floue et les réseaux de neurones

2.2.1. Aperçu historique sur la logique floue

Les racines de la logique floue se trouvent dans le principe d'incertitude de [Heisenberg \(1927\)](#) qui a employé dans son article les termes "incertitude" et "imprécision". Au début des années trente, [Lukasiewicz \(1920\)](#) a développé le système logique avec trois valeurs, puis il a étendu à tous les nombres rationaux entre 0 et 1. Il a défini la logique floue comme une logique qui

utilise la fonction générale de vérité, à la quelle on associe à une affirmation un niveau de vérité qui peut prendre toutes les valeurs entre 0 (faux) et 1 (vraie) (Godjevac, 1999; Wise, 2004). Dans les années trente, Black (1937) a appliqué la logique floue aux ensembles d'éléments ou de symboles. Il a appelé "imprécision" l'incertitude de ces ensembles et tracé pour la première fois la "fonction d'appartenance floue". Le concept de la logique floue a été vraiment introduit par Zadeh (1965) qui a publié la théorie des sous-ensembles flous, permettant ainsi d'éviter le passage brusque d'un état à un autre, en élargissant la théorie des ensembles classiques. Zadeh (1973) a publié la notion de variables linguistiques pour l'analyse des systèmes complexes. La première application expérimentale de la régulation en logique floue a été réalisée à l'Université de Londres par Mamdani (1974), il a appliqué la logique floue pour contrôler automatiquement un moteur à vapeur. En 1976, Blue Circle Ciment et SIRA au Danemark ont développé une application industrielle pour contrôler les fours à ciment, ce système a commencé à fonctionner en 1982 (Bai et al., 2006). En 1983, Fuji Electric a appliqué la logique floue pour contrôler les injections chimiques dans les usines de purification de l'eau (Wise, 2004). Le Japon a vécu une véritable explosion de l'application de la logique floue qui a atteint son sommet en 1990 et a touché une vaste gamme de produits. D'une façon générale, il convient d'utiliser la logique floue lorsque des imperfections entachent la connaissance dont nous disposons sur le système, lorsqu'une sa modélisation rigoureuse est difficile, lorsqu'il est très complexe et lorsque notre façon naturelle de l'aborder passe par une vue de certains de ses aspects (Bouchon-Meunier, 1995).

2.2.2. Définition des sous-ensembles flous

La logique floue repose sur la théorie des sous-ensembles flous. Le concept de sous-ensemble flou a été introduit pour éviter les passages brusques d'une classe à une autre (Bouchon-Meunier, 1995). Les sous-ensembles flous sont des méthodes mathématiques pour représenter l'imprécision de la langue naturelle, ils peuvent être considérés comme une généralisation de la théorie des ensembles classiques.

Un sous-ensemble flou A de X est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément x de X le degré $\mu_A(x)$, compris entre 0 et 1, avec lequel x appartient à A . Dans le cas particulier où $\mu_A(x)$ ne prend que des valeurs égales à 0 ou à 1, le sous-ensemble flou A est un sous-ensemble classique de X . Un sous-ensemble classique est donc un cas particulier des sous-ensembles flous (Bouchon-Meunier, 2007).

2.2.3. Opérations sur les sous-ensembles flous

Comme la notion de sous-ensemble flou est une généralisation de la notion de sous-ensemble classique de X . Les opérations sur les sous-ensembles flous sont équivalentes aux opérations classiques de la théorie des ensembles, lorsqu'on a affaire à des fonctions d'appartenance à la valeur 0 ou 1.

- ❖ **Egalité de sous-ensembles flous** : Les deux sous-ensembles flous A et B d'un univers X sont égaux, si leurs fonctions d'appartenance prennent la même valeur en tout point de X , l'égalité de ces deux ensembles est donnée par :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) = \mu_B(x) \quad (2.1)$$

- ❖ **Intersection de sous-ensembles flous** : l'intersection de deux sous-ensembles flous A et B de X est définie par :

$$\forall x \in X, \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2.2)$$

- ❖ **Union des sous-ensembles flous** : l'union de deux sous-ensembles flous A et B de X est donnée par :

$$\forall x \in X, \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2.3)$$

- ❖ **Complément de sous-ensemble flou A** : le complément de sous-ensemble flou A de X est noté \bar{A} est défini par :

$$\forall x \in X, \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - (\mu_A(x)) \quad (2.4)$$

2.2.4. Principales t-normes et t-conormes

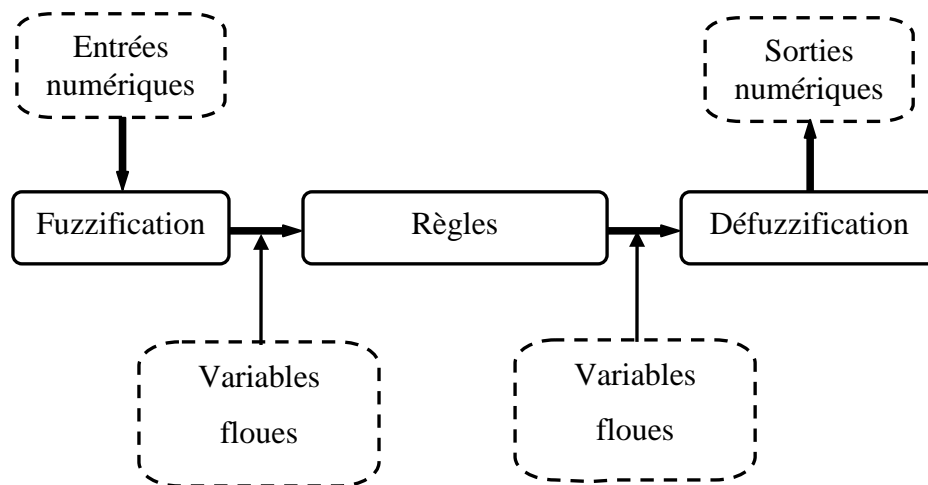
L'opération entre sous-ensembles flous est basée sur une combinaison des fonctions d'appartenance. Les normes et conormes triangulaires constituent une généralisation des opérations de combinaison de type minimum ou maximum. Les t-normes et t-conormes les plus utilisés sont regroupés dans le [tableau 2.1](#) :

Tableau 2.1. t-normes et t-conormes les plus utilisés

t-normes	t-conormes	Négation	Nom
$\min(x, y)$	$\max(x, y)$	$1 - x$	Zadah
$x \cdot y$	$x + y - xy$	$1 - x$	Propaliste
$\max(x + y - 1, 0)$	$\min(x + y, 1)$	$1 - x$	Lukasiewicz
$\begin{cases} x & \text{si} & y = 1 \\ y & \text{si} & x = 1 \\ 0 & \text{sin on} \end{cases}$	$\begin{cases} x & \text{si} & y = 0 \\ y & \text{si} & x = 0 \\ 1 & \text{sin on} \end{cases}$	$1 - x$	Weber

2.2.5. Le raisonnement en logique floue

Le raisonnement en logique floue est basé sur une théorie proposée pour traiter tout ce qui est inexact, imprécis et/ou incertain dans un système. L'un des intérêts de la logique floue, pour formaliser le raisonnement humain, est que les règles sont énoncées en langage naturel. La (Fig.2.1) montre les différentes étapes d'un système utilisant la logique floue. La description de chacune des étapes est donnée ci-dessous.

**Fig.2.1.** Fonctionnement d'un système flou.

2.2.5.1 Fuzzification

La fuzzification est la première opération dans un processus utilisant la logique floue. L'opération de fuzzification permet de passer du domaine réel au domaine flou. Elle consiste à déterminer le degré d'appartenance d'une valeur numérique à un ensemble flou. A chaque variable d'entrée et de sortie est associé un sous-ensemble caractérisé par des termes linguistiques (appelés aussi variables linguistiques), en utilisant des règles sémantiques

définies par un expert. La fonction d'appartenance est utilisée pour associer un degré d'appartenance à chaque terme linguistique.

a) Variables linguistiques

L'expression des variables linguistiques introduite par Zadeh (1973) montre que les valeurs de ces variables ne sont pas numériques mais symboliques, comme les mots ou les phrases d'un langage naturel ou artificiel (Bojadziev, 1995). Une variable linguistique est donc une variable prenant ses valeurs dans un ensemble de mots symboliques (sous-ensembles flous) définissant certaines catégories d'un ensemble de référence. Ils permettent de décrire dans un cadre très général, la connaissance acquise sur une variable, même lorsqu'elle est vague et imprécise, en utilisant de termes flous; comme, "très faible", "faible", "moyen", "grand", "très grand", ... etc. Ces termes seront utilisés pour écrire les règles d'inférences.

b) Fonction d'appartenance

La dernière étape de fuzzification est la génération des degrés d'appartenance à chaque valeur linguistique. Au lieu d'appartenir à l'ensemble « vrai » ou à l'ensemble « faux » de la logique binaire traditionnelle, la logique floue admet des degrés d'appartenance à un ensemble donné. Avec ces ensembles flous, il devient nécessaire d'avoir une fonction qui détermine la valeur du degré d'appartenance à partir d'une donnée. Cette fonction d'appartenance joue un rôle fondamental lors du classement des données et doit être élaborée à partir des points d'ancrage dans la réalité (Raïche et al., 2011). Le degré d'appartenance à un ensemble flou est matérialisé par un nombre compris entre 0 et 1. Une valeur précise de la fonction d'appartenance liée à une valeur de la variable est notée μ et appelée facteur d'appartenance. Par ailleurs, les fonctions d'appartenance les plus utilisées sont : triangulaire, trapézoïdale, gaussienne, sigmoïde, etc.

2.2.5.2. Les règles d'inférence floues

Les règles d'inférence floues ou l'inférence floue est le processus de formulation de la relation entre les entrées et les sorties par la logique floue. Cette relation offre une base avec laquelle la décision est prise par le système flou. L'inférence floue fait appel alors aux concepts de fonctions d'appartenance, d'implication floue et des règles floues. Plusieurs valeurs de variables linguistiques sont liées entre elles par des règles et permettent de tirer des conclusions. Les règles peuvent alors être exprimées sous la forme générale :

Si condition 1 alors action 1

Si condition 2 alors action 2

Si

Si condition n alors action n.

Les conditions peuvent dépendre de plusieurs variables liées entre elles par des opérateurs OU ou ET, par exemple :

Si la température élevée et la pression élevée alors ouvrir la vanne.

2.2.5.3. Défuzzification

Le résultat de l'inférence en utilisant une des méthodes d'implication floue, comme Max-min, est une valeur floue, cette information ne peut être utilisée directement. Une transformation doit être prévue à la sortie du bloc d'inférence pour la convertir en grandeur fixe, cette transformation est connue par le terme défuzzification (concrétisation). Plusieurs méthodes de défuzzification existent en logique floue, les plus utilisées sont les suivantes (Cox, 1994) :

a) La méthode du centre de maximum

Dans cette méthode, la valeur de sortie est estimée par l'abscisse du point correspondant au centre de l'intervalle pour lequel la fonction d'appartenance est maximale.

b) La méthode du centre de gravité (COG)

La défuzzification par centre de gravité consiste à calculer l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance. Par comparaison avec la méthode du centre de maximum, les résultats sont très stables vis-à-vis des variations minimales des sous-ensembles flous, mais d'un autre côté, elle exige une plus grande puissance de calcul. La valeur x obtenue par la défuzzification est calculée par la formule (Ibrahim, 2004):

$$x = \frac{\int x \mu_F(x) dx}{\int \mu_F(x) dx} \quad (2.5)$$

x : variable numérique.

$\mu_F(x)$: la fonction d'appartenance du variable x .

2.2.6. Théorie du classent flou

Lin et al (1996) ont développé une nouvelle approche non linéaire bien adaptée aux problèmes du classement et permet de surmonter toutes les limitations précédentes. Considérons une paire de données (x, y) où x est l'entrée et y est la sortie. Cette méthode sert à identifier les entrées significatives avant d'appliquer n'importe quelle technique connue de modélisation non linéaire. Pour chaque point de donnée $(x_{i,k}, y_k)$ dans chaque espace $x_i - y$, on crée la fonction d'appartenance floue, dans ce cas, elle est de type Gaussien (Lin et al., 1996 ; Weiss et al., 2001):

$$\mu_{i,k}(x_i) = \exp\left(-\left(\frac{x_{i,k} - x_i}{b}\right)^2\right) \quad (2.6)$$

Telle que $k = 1, 2, \dots, M$ et b (environ 10% de la gamme de l'ensemble des données).

La courbe floue (C_i) est obtenue après la défuzzification de la fonction d'appartenance floue

$$C_i(x_i) = \frac{\sum_{k=1}^M y_k \times \mu_{i,k}(x_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{i,k}(x_i)} \quad (2.7)$$

L'erreur quadratique moyenne entre les courbes floues et les sorties originales est:

$$MSE_{c_i} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (c_i(x_{i,k}) - y_k)^2 \quad (2.8)$$

Telle que x_i sont les variables d'entrée, k est le nombre de variables et y_k sont les variables de sortie.

Nous utilisons l'erreur quadratique moyenne entre chaque courbe floue (C_i) et les données de sortie pour classer les variables d'entrée selon leurs degrés d'importance sur la sortie. Pratiquement pour analyser les résultats obtenus, on calcule le MSE_{c_i} entre chaque courbe floue et la sortie. Si le MSE_{c_i} est faible, la courbe floue obtenue est inclinée. On peut dire que la variable d'entrée a une grande influence sur la sortie et la relation entre elles est significative. Si l'erreur quadratique moyenne est grande, la courbe floue obtenue est plate, donc nous jugeons que la variable d'entrée a une faible influence sur la sortie et la relation entre elles est aléatoire. Par conséquent, nous calculons la courbe floue et l'erreur quadratique moyenne pour toutes les variables d'entrée. Les résultats sont classés dans l'ordre croissant de l'erreur quadratique moyenne. L'entrée avec la plus petite MSE est la plus importante, et l'entrée avec la plus grande MSE est la moins importante (Lin et al., 1996).

2.2.6.1. L'Algorithme du classement flou

Toutes les simulations et les applications dans ce chapitre sont faites sur des données réelles et réalisées sous Matlab 6.5. Les étapes spécifiques de l'algorithme du classement flou peuvent être données comme suit:

Etape 1. Nous lisons premièrement le fichier de données qui contient les valeurs de diagraphies (densité, gamma ray, résistivité dans la zone vierge, porosité neutron) comme entrées ($x_i, i = 1, 2, \dots, N$), et la porosité de fractures naturelles comme sortie y .

Etape 2. Nous créons ensuite les courbes floues par les deux étapes suivantes:

(i) Pour chaque point de données $(x_{i,k}, y_k)$, $k = 1, 2, \dots, M$, dans chaque espace $x_i - y$, nous créons une fonction d'appartenance floue.

(ii) On défuzzifie ces fonctions d'appartenance afin de produire une courbe floue $c_i, i = 1, 2, \dots, N$ pour chaque variable d'entrée $x_i, i = 1, 2, \dots, N$.

Etape 3. Les fonctions d'appartenance peuvent être considérées comme des règles floues pour la sortie y à l'égard de chaque entrée $x_i, i = 1, 2, \dots, N$. Si la variable d'entrée $x_i, i = 1, 2, \dots, N$ est la fonction d'appartenance floue des $x_i, i = 1, 2, \dots, N$, alors y est $y_k, k = 1, 2, \dots, M$.

Etape 4. Nous calculons l'erreur quadratique moyenne entre chaque courbe floue $c_i, i = 1, 2, \dots, N$ et les données originales y .

Etape 5. On trie les variables d'entrée en ordre croissant de valeurs d'erreurs quadratiques moyennes et on choisit les variables d'entrées les plus importantes. L'entrée correspondante à la plus petite erreur quadratique moyenne est la plus importante, et l'entrée avec la plus grande erreur quadratique moyenne est la moins importante.

2.2.7. Historique du neurone biologique et artificiel

L'idée des réseaux de neurones artificiels est inespérée du réseau de neurones biologiques. L'histoire de ce dernier a commencé par [Alcmeron de Crotone \(env. 520-450 avant J.C.\)](#), qui est le premier a pensé que le siège de la pensée est localisé dans le cerveau. L'hypothèse est ensuite reprise par [Démocrate](#) puis [Hippocrate \(460-370 av J.C.\)](#), selon eux, ce qui gouverne siège dans le cerveau. Cette hypothèse est oubliée avec l'arrivée d'[Aristote](#), en supposant une autre idée que le cœur est au centre des processus sensitifs. Au II^{ème} siècle avant J.C., [Galien \(env. 131-201\)](#) a mis à part l'hypothèse d'Aristote, en tant que médecin de l'empereur romain, il a découvert les nerfs en traitant les blessures des gladiateurs et il a retourné à l'hypothèse cérébrale ([Faure, 1998](#) ; [Rennard, 2006](#)). Le neurone est découvert avec [Cajal \(1852-1934\)](#) et le système nerveux qui est composé avec des milliards de cellules interconnectées non continu est validé par [Waldeyer \(1891\)](#), qui introduisait le mot neurone pour la première fois en 1891.

Les premiers travaux sur les réseaux de neurones artificiels ont commencé par [James \(1890\)](#), qui introduisit le concept de mémoire associatif. Le réseau de neurones artificiel (RNA) a vraiment vu le jour par [McCulloch et Pitts \(1943\)](#) qui ont donné naissance au concept de neurone formel qui est considéré comme une modélisation mathématique de neurone biologique. [Hebb \(1949\)](#) a proposé la première méthode d'apprentissage pour ajuster les poids de connexion, cette méthode est connue par la suite par la méthode de Hebb. [Rosenblatt](#)

(1958) a développé le modèle du perceptron. Trois années plus tard, [Widrow et Hoff \(1960\)](#) a développé le modèle adaline (Adaptive Linear Element), dans sa structure, il ressemble au perceptron mais la loi d'apprentissage est différente. [Minsky et Papert \(1969\)](#) ont jeté beaucoup d'ombre sur le domaine des réseaux de neurones en publiant un ouvrage intitulé "perceptron". Ces deux auteurs ont démontré les limites des réseaux développés par [Rosenblatt \(1958\)](#) et [Widrow-Hoff \(1960\)](#) concernant l'impossibilité de traiter par ces modèles des problèmes non linéaires. Après cet ouvrage la recherche dans cet axe est ralentie. La recherche dans ce domaine a vraiment repris par le travail de [Hopfield \(1982\)](#), qui a publié un article mettant en évidence la capacité du RNA de traiter les problèmes de classification et d'optimisation ([Hopfield et Tank, 1985](#)). Il a proposé une structure d'un modèle d'apprentissage qui reste jusqu'à aujourd'hui utilisé pour des problèmes d'optimisation. Cet article est considéré comme une deuxième naissance des réseaux de neurones. La levée des limitations signalées par [Minsky et Papert \(1969\)](#) commence vraiment à être résolue par la machine de Boltzmann, qui est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations remarquées dans le cas du perceptron mais la convergence de son algorithme étant extrêmement longue. L'algorithme de rétropropagation du gradient appliqué dans les réseaux multi-couches a été découvert par [Rumelhart et McClelland \(1986\)](#). Cet algorithme donne la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau de neurones. Jusqu'à aujourd'hui, les réseaux multicouches et la rétropropagation du gradient reste le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau de différentes applications. On peut citer par exemple les travaux de [Arpat et al. \(1998\)](#) qui ont utilisé l'algorithme de rétropropagation du gradient dans l'apprentissage du RNA pour prédire la perméabilité à partir des données de diagraphies, dans l'hydraulique ([Ma et al., 2014](#)), dans les sciences des matériaux ([Sivasankaran et al., 2009](#)) et les analyses financières ([Liang et Wu, 2005](#)).

2.2.8. Le neurone biologique

Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux. Le cerveau humain contient environ 10^{11} neurones et 10^{14} à 10^{15} connexions ([Rennard, 2006](#)). Le neurone biologique comporte trois types de composants principaux, qui ont un intérêt particulier dans la compréhension d'un neurone artificiel et ils sont responsables de la transmission de l'information ([Fig.2.2](#)). C'est par les dendrites que l'information circule de l'extérieur vers le soma, ensuite elle est traitée par le neurone et cheminée le long de l'axone pour être transmise aux autres neurones ([Fausett, 1994](#)). La transmission entre deux neurones n'est pas directe, la cellule nerveuse est séparée par un espace appelé fente synaptique que

l'influx électrique ne peut pas traverser, la liaison s'effectue par l'intermédiaire d'un médiateur chimique (Davallo et Naim, 1993). Le mécanisme de flux du signal, se fait par échange d'ions qui se déplacent par diffusion d'ions quand l'influx nerveux reçoit un certain seuil. Le corps cellulaire produit un potentiel d'action (une onde de dépolarisation) qui se diffuse le long de l'axone grâce à des canaux à ions. La vitesse de propagation des charges du signal dans les cellules du cerveau humain est environ 0.5 à 2 m/s (Yegnanarayana, 2006) .

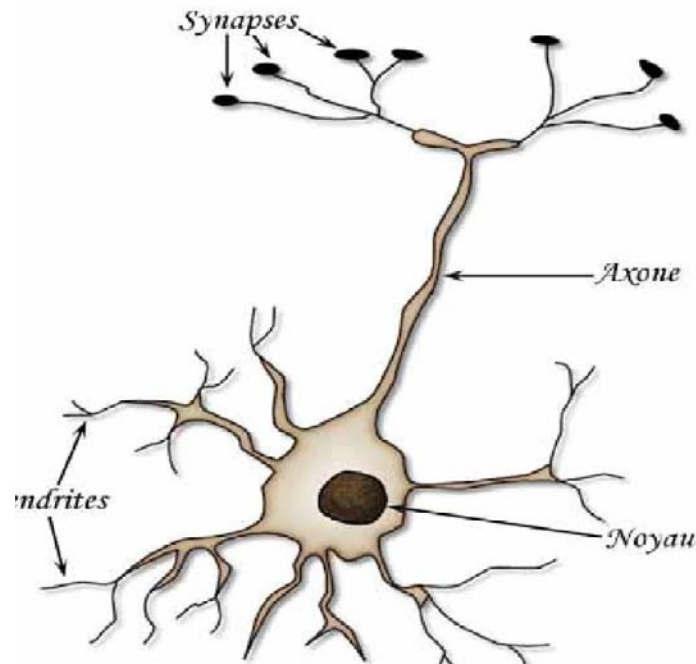


Fig. 2.2. Structure de neurone biologique.

2.2.9. Le neurone formel artificiel

La capacité de traitement de l'information par le cerveau humain a motivé beaucoup d'auteurs à imiter ce dernier, pour construire une machine capable de reproduire fidèlement certains aspects de l'intelligence humaine (Borne et al., 2007). En s'inspirant du neurone biologique, le premier neurone formel vit le jour par McCulloch et Pitts (1943). Un neurone formel est une modélisation mathématique qui reprend les grands principes du fonctionnement du neurone biologique. Il réalise une fonction $f(y)$ d'une sommation pondérée y de $n+1$ signaux qui lui parviennent (Fig.2.3)

$$y = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (2.9)$$

$$z = f(y) \quad (2.10)$$

Les coefficients de pondération $w_i, i = 1, \dots, n$ s'appellent poids synaptiques, si w_i est positif, l'entrée x_i est excitatrice alors que si w_i est négatif, elle est inhibitrice. Dans le neurone de McCulloch et Pitts (1943) la fonction d'activation (f) utilisée est de type tout ou rien à seuil prenant les valeurs 0 ou 1 (Borne et al., 2007). L'utilisation d'une fonction non linéaire dans les réseaux de neurones multicouches permet aux ARNs de modéliser des équations dont y la sortie n'est pas une combinaison linéaire. Cette caractéristique donne au réseau de neurones une grande capacité de généralisation et de modélisation pour la résolution des problèmes non linéaires (Bosse, 2007).

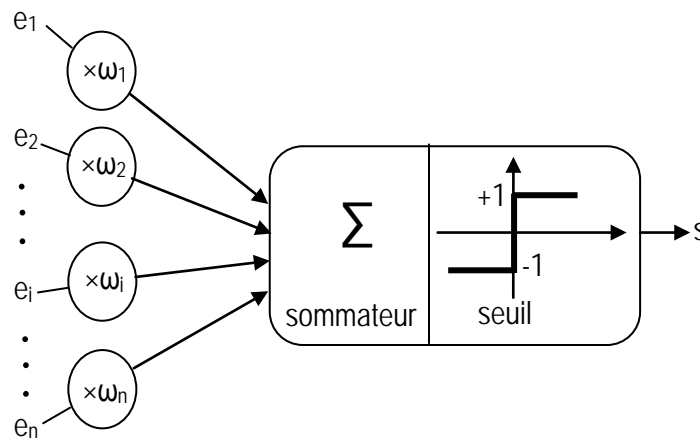


Fig.2.3. Schéma de fonctionnement d'un neurone artificiel (d'après Amat et Yahiaoui, 1996).

2.2.10. Architecture des réseaux de neurones

Le réseau de neurones est composé de plusieurs couches dans son architecture, la première couche est appelée couche d'entrée, son rôle est limité uniquement de rentrer les données dans le réseau. A cause de ce faible rôle beaucoup d'auteurs ne la comptent pas parmi les couches du réseau. La dernière couche est appelée couche de sortie, elle constitue l'interface entre le réseau et le monde extérieur, elle fournit les résultats du traitement effectués par les autres couches. Entre ces deux couches sont déposées des couches intermédiaires, qu'on appelle couches cachées, elles sont responsables de la transformation du signal. La connexion entre ces couches se fait entre les neurones. Les couches cachées peuvent être présentées par un nombre variable mais le plus souvent par une seule couche (Amat et Yahiaoui, 1996 ; Gondran et Muller, 1997). En revanche, Zhang et al. (1998) ont mentionné que l'utilisation d'une seule couche peut exiger un nombre élevé de neurones dans la couche cachée, ce qui nécessite un temps d'apprentissage élevé et cause une diminution de la capacité de généralisation du RNA. En général, un RNA avec peu de neurones cachés est préférable, car

il a généralement une meilleure capacité de généralisation et moins de problème de sur-apprentissage (*overfitting*).

Dans la topologie du réseau de neurones, on distingue les réseaux de neurones non bouclés (*feed-forward*), cas où l'information circule sans retour de neurones de la première couche vers les neurones de la couche suivante sans aucun lien entre les neurones de la même couche (Fig.2.4a). Dans le cas de retour de l'information de la couche suivante vers la couche précédente, on appelle ce type réseau de neurones à connexion récurrente (*feedback*) (Fig. 2.4b).

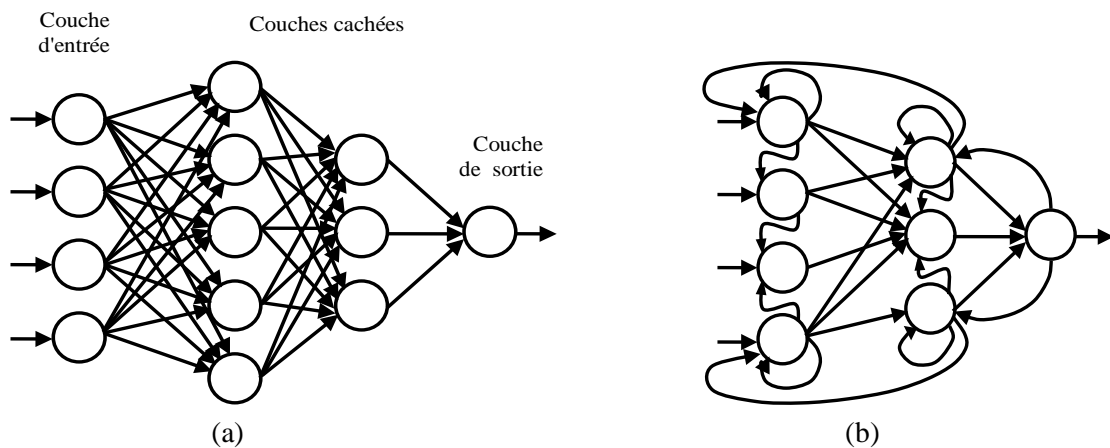


Fig. 2.4. Topologie des réseaux de neurones : (a) réseau de neurones non bouclé et (b) réseau de neurones bouclé.

2.2.11. Les types d'apprentissage de réseaux de neurones

L'une des caractéristiques importantes des réseaux neuronaux est leur capacité d'apprentissage qui leur permet d'améliorer ses performances. L'apprentissage est considéré comme un processus d'ajustement des poids et des biais, en se basant sur un algorithme et suivant une méthode précise pour obtenir un résultat satisfaisant. Les méthodes d'apprentissage sont divisées en deux catégories principales:

2.2.11.1. L'apprentissage supervisé

Dans ce type d'apprentissage, on cherche à imposer au réseau un fonctionnement donné, en le forçant à partir des entrées qui lui sont présentées de trouver la sortie désirée, tout en modifiant les poids synaptiques pour minimiser l'erreur entre la sortie désirée et l'actuelle sortie du réseau. L'apprentissage est répété plusieurs fois jusqu'à ce que le réseau atteigne un état d'équilibre où il n'y a pas encore d'avantage de changer les poids (Haykin, 1999). Le réseau se comporte alors comme un filtre dont les paramètres de transfert sont ajustés à partir

des couples entrées/sorties présentés. L'adaptation des paramètres du réseau s'effectue à partir d'un algorithme d'optimisation, l'initialisation des poids synaptiques étant le plus souvent aléatoires (Bouchon-Meunier, 1995). Parmi ces réseaux on peut citer le perceptron, le réseau de neurone multicouche et les réseaux à base de fonctions radiales.

2.2.11.2. L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé ou l'apprentissage auto-organisé ne nécessite pas une réponse correcte associée avec chaque modèle d'entrée dans l'apprentissage des données. Le RNA explore la structure sous-jacente dans les données, ou des corrélations entre les tendances dans les données, et organise des modèles en des catégories à partir de ces corrélations (Jain et al., 1996). Dans ce type d'apprentissage la sortie désirée du réseau n'est pas fixée, par contre dans l'apprentissage supervisé le vecteur de sortie désirée est connu pour chaque forme d'entrée et il est emmagasiné dans la base d'apprentissage. Les deux types d'apprentissage sont caractérisés par une phase d'apprentissage, dans la quelle on présente au réseau des formes d'entrées extraites d'une base d'apprentissage. Parmi les réseaux de neurones non supervisés on cite le réseau de Hopfield, Kohonen et les modèles ART (*Adaptive Resonance Theory*).

2.2.12. L'Algorithme de rétropropagation du gradient d'erreur

L'algorithme de rétropropagation d'erreur est l'un des algorithmes les plus connus pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches. L'idée de base de cet algorithme est due à Bryson et Ho (1969), publiée dans leur livre intitulé "*application du contrôle optimal*", la méthode de dérivation de la rétropropagation par la formule de Lagrange. C'est d'ailleurs à sa découverte par Rumelhart et McClelland (1986) que l'intérêt de cet algorithme pour les réseaux de neurones est mis en évidence. En réalité l'algorithme de rétropropagation est trouvé indépendamment par d'autres chercheurs presque dans le même temps (Parker, 1985 ; LeCun, 1985). L'objectif de cet algorithme est de modifier les poids du réseau dans le sens contraire du gradient du critère de performance. C'est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe quelle structure de fonctions dérivables. Mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de descente du gradient et elle utilise les règles de dérivation des fonctions dérivables. Dans cette méthode, l'erreur commise en sortie du réseau sera rétropropagée vers les couches cachées d'où le nom de rétropropagation. Cet algorithme est basé sur l'extension de la règle delta généralisée. L'algorithme du gradient stochastique est utilisé pour tenter de minimiser l'erreur quadratique moyenne sur la sortie, on a :

$$p_i^k = \sum_{j=1} w_{ji} \cdot s_j^k + \theta_i \quad (2.11)$$

et

$$s_i^k = \varphi(p_i^k) \quad (2.12)$$

avec

p_i^k : potentiel du neurone i pour l'exemple k,

w_{ji} : poids de la connexion du neurone j vers le neurone i,

θ_i : seuil du neurone i,

s_i^k : signal de sortie du neurone i pour l'exemple k,

φ : fonction de transfert.

L'erreur sur l'exemple k est définie comme :

$$E^k = \frac{1}{2} \sum_{o=1}^O (d_o^k - s_o^k)^2 \quad (2.13)$$

avec d_o^k le signal désiré pour l'exemple k sur le neurone de sortie o, et O le nombre de neurones dans la couche de sortie.

L'erreur totale est (Rennard, 2006):

$$E = \sum_{k=1} E^k \quad (2.14)$$

L'application de la règle delta généralisée donne:

$$\Delta^k w_{ji} = -\eta \cdot \frac{\delta E^k}{\delta w_{ji}} \quad (2.15)$$

La fonction d'apprentissage est donnée par:

$$\Delta^k w_{ji} = \eta \cdot \delta_i^k \cdot s_j^k \quad (2.16)$$

telle que δ_i^k est le signal d'erreur

La règle d'apprentissage pour les neurones de sortie est donnée par :

$$\Delta^k w_{j0} = \eta \cdot (d_0^k - s_0^k) \cdot \varphi'(p_0^k) \cdot s_j^k \quad (2.17)$$

2.3. Calcul de la porosité de fractures naturelles dans le champ de Hassi Messaoud

2.3.1. Analyse des données de diagraphies

Les données de diagraphies utilisées dans cette étude sont obtenues à partir de l'interprétation diagraphiques des puits#1 et puits#2 situés dans le Zone 1A. Les données diagraphiques sont enregistrées dans le drain D4 du réservoir anisométrique (Ra). L'enregistrement des rayons gamma naturels dans le puits détecte et évalue les minéraux radioactifs dans les formations sédimentaires (Fig.2.5), ils sont un excellent indicateur pour évaluer le volume d'argile dans le réservoir. En revanche, l'augmentation des argiles dans les fractures à cause du dépôt des minéraux radioactifs dans les fractures ouvertes au cours de la circulation des fluides, peut augmenter la radioactivité et fournir une réponse du gamma ray élevée. Une telle réponse, qui peut être ajoutée à d'autres indications, aidera à la détection des fractures fermées ou partiellement fermées par des minéraux radioactifs (Van Golf-Racht, 1982). Les valeurs du gamma ray dans le puits#1 varient de 31 à 71.79 API (moyenne : 43.13 API), ce qui donne des indications sur la propriété du réservoir étudié. La diagraphie de porosité neutron mesure la porosité totale, les valeurs mesurées varient de 6.58% à 11.56% (moyenne: 7.9%). La diagraphie neutron dépend essentiellement de la quantité d'hydrogène présent dans la formation (à la suite de la perte d'énergie qui se produit lorsque le neutron entre en interaction avec les atomes d'hydrogène). En présence d'une fracture ouverte, une anomalie indiquant une porosité plus élevée peut être prévue. La diagraphie de densité peut également servir à localiser les fractures, puisqu'une fracture ouverte traversée par un sondage apparaîtra souvent comme une zone de faible densité dans les diagraphies de densité (Van Golf-Racht, 1982). Les valeurs de densité sont comprises entre 2.49 et 2.59 g/cm³ (moyenne: 2.53 g/cm³). Les diagraphies de résistivité enregistrent la résistance des liquides interstitiels à l'écoulement d'un courant électrique. Elles sont principalement utilisées pour l'évaluation des fluides à l'intérieur de la formation et pour la corrélation entre puits. Les valeurs de résistivité profonde dans le puits étudié varient de 29.90 à 154.47 Ohm.m (moyenne : 61.47 Ohm.m).

2.3.2. Calcul de la porosité de fractures naturelles par les données des diagraphies

La porosité est un paramètre essentiel pour évaluer et calculer la réserve d'une couche réservoir. Les couches des réservoirs fracturés sont constituées généralement par deux porosités, la porosité intergranulaire formée par les espaces de vide entre les grains de la

roche, et la porosité secondaire formée par les espaces de vide formés par les fractures et les vacuoles. Le premier type est appelé porosité primaire et le deuxième porosité secondaire. Dans les réservoirs fracturés c'est la porosité de fractures qui domine par rapport à la porosité de vacuoles (Van Golf-Racht, 1982).

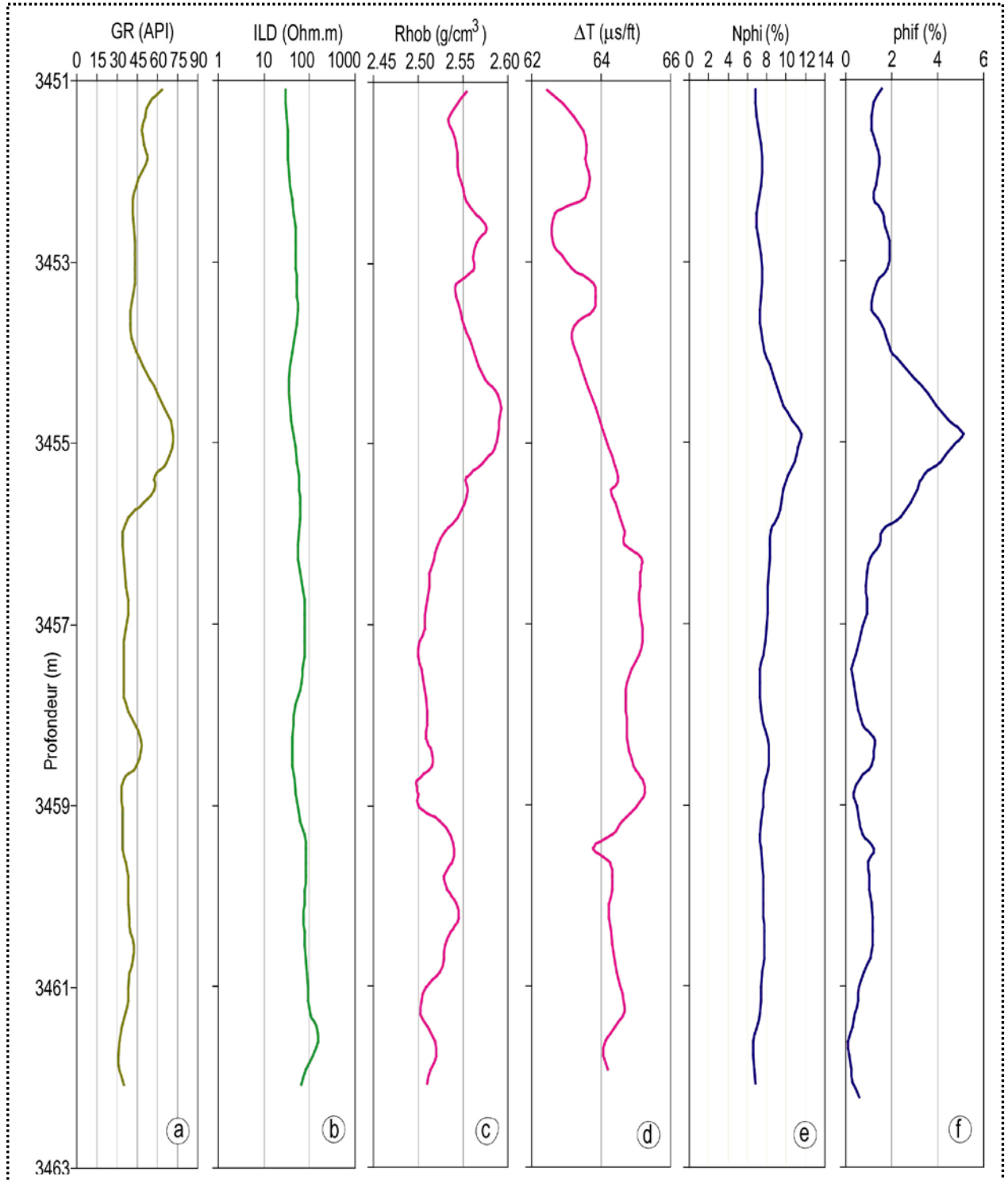


Fig. 2.5. Les données de diagraphies du puits#1.

Dans les diagraphies conventionnelles, il n'y a pas d'enregistrements diagraphiques qui puissent déterminer directement la porosité de fractures dans le réservoir. En revanche, cette porosité peut être obtenue à partir des carottes en laboratoire bien que ces mesures soient délicates et coûteuses. Par conséquent, les mesures de cette porosité en laboratoire ne sont pas une opération systématique dans tous les puits forés comme la mesure de porosité totale. L'absence de porosité carotte des fractures naturelles dans les puits étudiés dans le champ de Hassi Messaoud nous a obligé d'utiliser la porosité de fractures naturelles calculée à partir des combinaisons de données des diagraphies. La porosité totale est obtenue à partir de (Van Golf-Racht, 1982) :

$$\phi_t = \phi_1 + \phi_2 \quad (2.18)$$

telle que ϕ_t est la porosité totale, ϕ_1 est la porosité primaire et ϕ_2 est la porosité secondaire.

d'un autre coté, la porosité secondaire ϕ_2 est donnée par (Serra, 1985) :

$$\phi_2 = \phi_{ND} - \phi_s \quad (2.19)$$

Dans le cas d'un réservoir fracturé (Van Golf-Racht, 1982) :

$$\phi_2 \approx \phi_f \quad (2.20)$$

à partir de l'équation (2.18) et (2.19), on déduit :

$$\phi_f = \phi_{ND} - \phi_s \quad (2.21)$$

telle que ϕ_f est la porosité de fractures naturelles de la roche, ϕ_{ND} est la porosité neutron densité et ϕ_s est la porosité sonique. Afin de calculer la porosité de fractures par l'équation (2.21), il faut tout d'abord calculer la porosité densité, la porosité neutron densité et la porosité sonique. Les trois porosités sont calculées dans le réservoir propre D4 selon les équations suivantes :

$$\phi_D = \frac{\rho_{ma} - \rho_b}{\rho_{ma} - \rho_f} \quad (2.22)$$

Dans cette équation ϕ_D est la porosité densité, ρ_{ma} représente la densité de la matrice, ρ_b est la densité globale lue sur le diagramme, ρ_f est la densité du fluide interstitiel, généralement du filtrat de boue. La porosité neutron est corrigée ϕ_{NC} par l'addition de 4% de porosité neutron donnée par la sonde, parce que l'outil est calibré dans le calcaire.

$$\phi_{NC} = \phi_N + 4 \quad (2.23)$$

où ϕ_N est la porosité neutron (Desbrandes, 1982).

La porosité neutron densité ϕ_{ND} est calculée dans le puits#1 saturé d'huile, en appliquant l'équation:

$$\phi_{ND} = \frac{\phi_{NC} + \phi_D}{2} \quad (2.24)$$

La porosité sonique ϕ_s est calculée à partir de la relation suivante :

$$\phi_s = \frac{\Delta t_b - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}} \quad (2.25)$$

où Δt_b est le temps de parcours lu sur le diagramme, Δt_{ma} est le temps de parcours dans la matrice de la roche et Δt_f est le temps de parcours dans le fluide des pores.

La boue de forage utilisée dans les puits étudiés est à base d'huile. Les valeurs des paramètres d'interprétation utilisés pour déterminer la porosité de fractures naturelles dans les puits étudiés sont regroupées dans le [tableau 2.2](#).

Tableau 2.2. Les valeurs des paramètres d'interprétation du puits#1.

Paramètres	Valeurs
Temps de parcours dans le fluide des pores	189 $\mu s / pied$
Densité de la boue de forage	1.5g/cm ³
Densité de la matrice	2.65g/cm ³
Temps de parcours dans la matrice de la roche	55.5 $\mu s / pied$

Les valeurs de la porosité de fractures naturelles calculées dans le puits#1 par les équations diagraphiques citées ci-dessus sont très faibles ([Fig.2.5](#)), elles varient de 0.11% à 5.13% dans l'intervalle fracturé. Les valeurs maximales ne dépassent pas 5.13%. La valeur moyenne de la porosité de fractures naturelles est 1.41 %. Les intervalles non fracturés sont reflétés dans le diagramme par des valeurs nulles.

2.3.3 La méthode du classement flou

La méthode du classement flou est utilisée dans ce travail pour classer les données diagraphiques des entrées de RNA selon leurs degrés d'importance sur la sortie désirée. Nous devons savoir parmi les données de diagraphies utilisées (gamma ray (GR), résistivité dans la zone vierge (ILD), densité (Rhob) et porosité neutron (Nphi)) comme des entrées dans le RNA, quelles sont les données les plus influentes sur la porosité de fractures naturelles. Premièrement, nous avons construit les graphes de corrélation entre la porosité de fractures naturelles et les données d'entrées du RNA. Le coefficient de corrélation obtenu entre ces

valeurs varie de 0.082 à 0.874 (Fig.2.6). La valeur élevée du coefficient de corrélation est enregistrée avec une densité de 0.874 (Fig.2.6c) et la valeur la plus faible avec une résistivité de 0.082 (Fig.2.6b). Les valeurs du coefficient de corrélation trouvées entre porosité de fractures naturelles et gamma ray (Fig.2.6a) et porosité de fractures naturelles et porosité neutron (Fig.2.6d) sont respectivement 0.334 et 0.182.

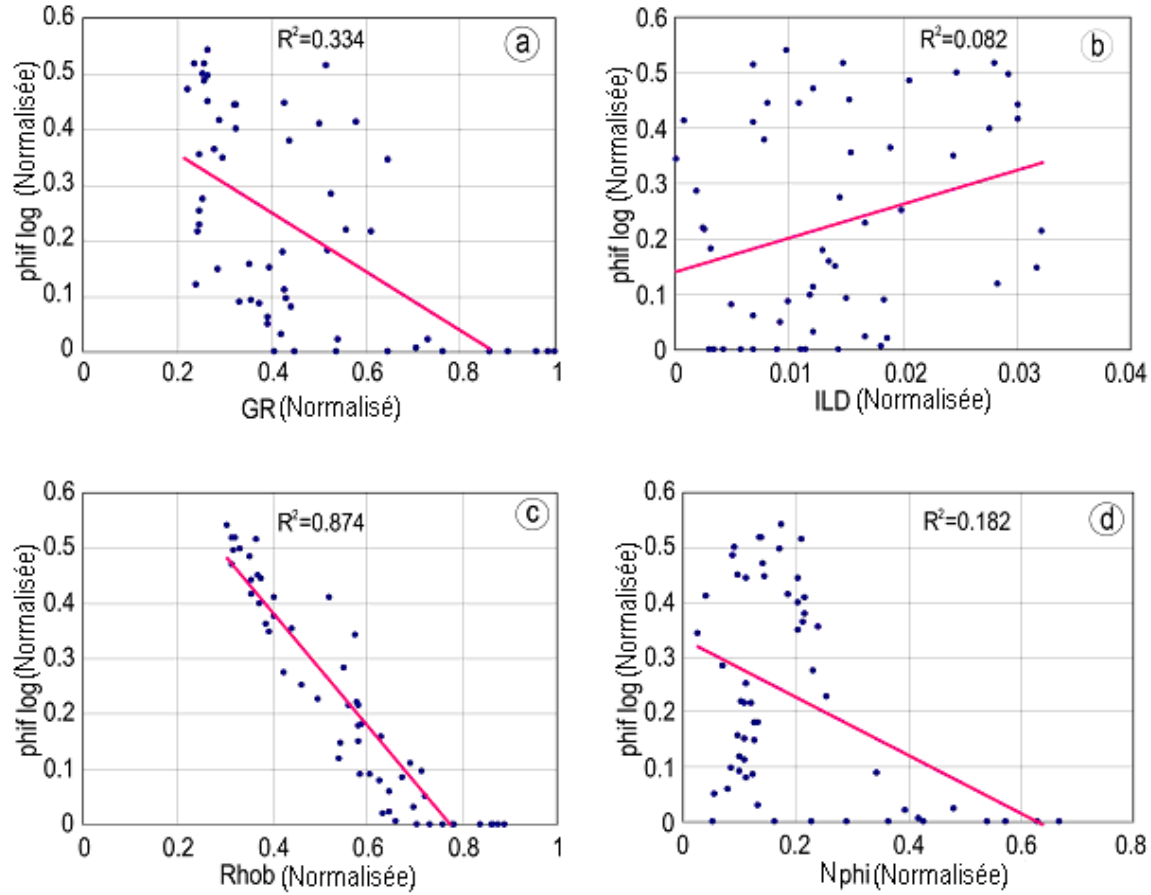


Fig.2.6. Corrélations entre porosité de fractures naturelles et données de diagraphies.

Les courbes floues sont obtenues après normalisation des données par l'équation maximum-minimum (Weiss et al., 2001) en utilisant la méthode du classement flou. L'analyse qualitative des courbes floues permet de classer les données d'entrées selon leur ordre d'importance sur la sortie désirée. On constate que la courbe floue de la résistivité est plate, ce qui justifie la faible influence de ce paramètre sur les données de sortie du réseau. La forme de la courbe floue du gamma ray est inclinée par rapport à la résistivité profonde (Figs.2.7a, b), ce qui signifie que le gamma ray a plus d'influence sur la sortie que la résistivité. La courbe floue de la densité est plus inclinée par rapport aux autres courbes enregistrées (Fig.2.7c), indiquant que la densité a la plus grande influence sur la sortie que les autres paramètres d'entrée. La porosité neutron est classée en troisième position et illustre un faible

effet (Fig.2.7d). L'analyse qualitative des courbes floues obtenues permet de classer préliminairement l'influence de chaque paramètre d'entrée sur la sortie désirée. On peut connaître l'influence des paramètres d'entrée sur la sortie avec précision, en analysant quantitativement l'erreur quadratique moyenne obtenue entre la courbe floue de chaque paramètre d'entrée et la sortie du réseau de neurones. Cette analyse quantitative consiste à classer les paramètres d'entrée selon leurs erreurs quadratiques moyennes obtenues en sens décroissant. D'après le [tableau 2.3](#) obtenu, la densité est classée en première position avec une erreur quadratique moyenne (MSE) plus faible par rapport aux autres paramètres (7.61×10^{-3}), et la résistivité en quatrième position avec une MSE égale (3.07×10^{-2}).

Tableau 2.3. Classement des entrées diagaphiques par logique floue.

Paramètre d'entrée	MSE	Classement
Gamma ray	2.58×10^{-2}	2
Résistivité (Rt)	3.07×10^{-2}	4
Densité	7.61×10^{-3}	1
Porosité neutron	2.62×10^{-2}	3

Nous constatons d'après les résultats obtenus que l'interprétation qualitative et quantitative coïncident. Nous remarquons aussi que la densité est caractérisée par une très faible MSE par rapport aux autres paramètres (gamma ray, porosité neutron et résistivité), mais ces derniers ont des MSE presque proches, ce qui signifie que les trois paramètres ont presque la même influence. D'après ces résultats, tous les quatre paramètres sont indispensables pour faire l'apprentissage du réseau de neurones.

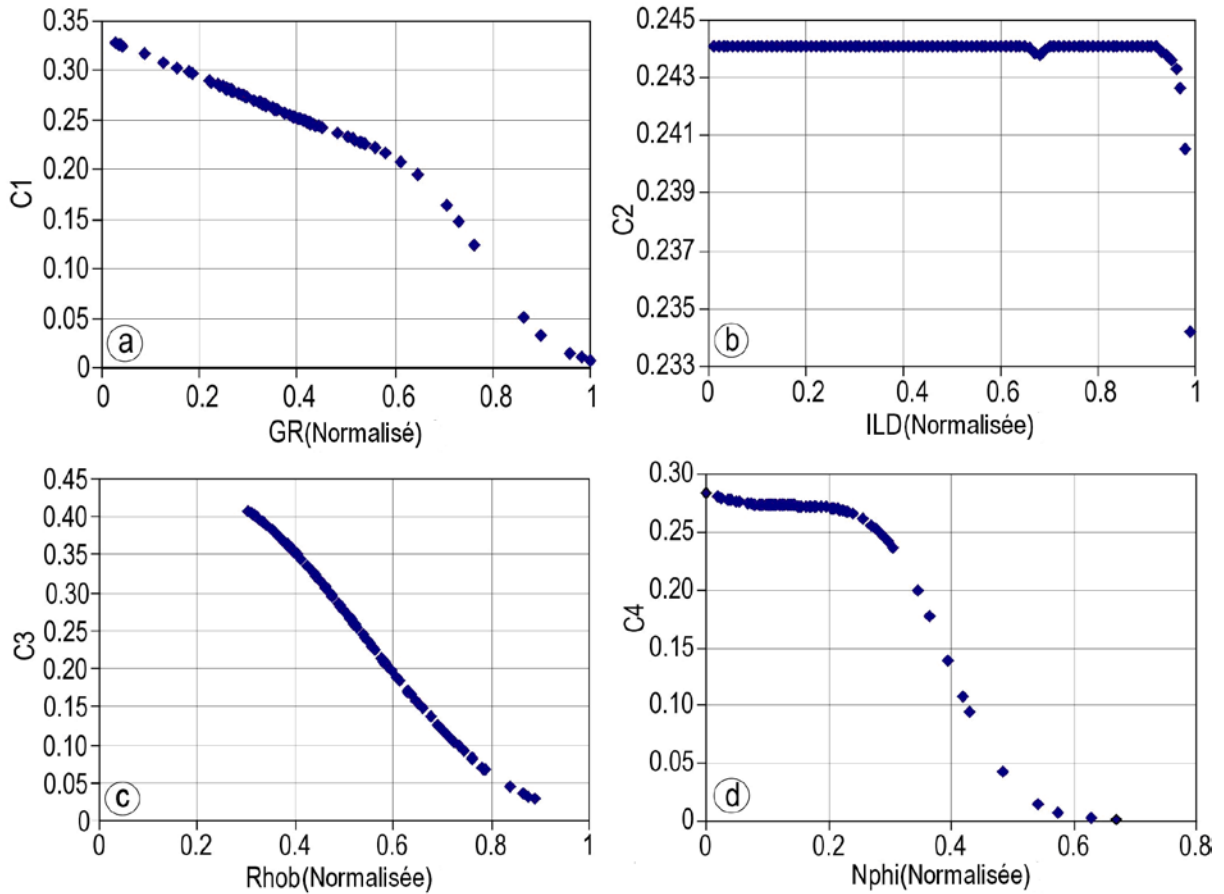


Fig.2.7. Les courbes floues des données de diagraphies d'entrées.

2.3.4. La mise en œuvre du réseau de neurones artificiel

2.3.4.1. Phase d'apprentissage

La détermination de l'architecture du RNA est la tâche la plus importante dans la modélisation d'un réseau de neurones. Elle consiste à trouver la topologie adéquate pour que le réseau de neurones converge en un temps minimal et avec une capacité de généralisation optimale. La base de données d'apprentissage est choisie à partir des données diagraphiques du puits#1 qui contient le maximum de données diagraphiques et surtout l'enregistrement du temps de transit (Δt) qui manque dans plusieurs puits de la zone d'étude. Cette base est composée de données de sonique, résistivité, porosité neutron, densité et gamma ray. Ces données sont utilisées dans le RNA comme des entrées, et la porosité de fractures naturelles log calculée à partir des équations diagraphiques citées ci-dessus comme une sortie désirée. Le nombre d'itération est fixé à 1000 dans la phase d'apprentissage, et l'erreur quadratique moyenne (MSE) utilisée pour calculer la performance du RNA est fixée à 0.001. La fonction

d'activation dans la première et la deuxième couche est de type log sigmoïde, elle est donnée par :

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.26)$$

Après l'essai de différentes structures de réseaux de neurones avec une et deux couches cachées, la meilleure structure obtenue est composée de 25 neurones dans la première couche cachée et 12 neurones dans la deuxième couche cachée. La convergence du RNA est obtenue à une MSE égale à 0.002. La variation de la MSE en fonction du nombre d'itérations est représentée en [Fig.2.8](#).

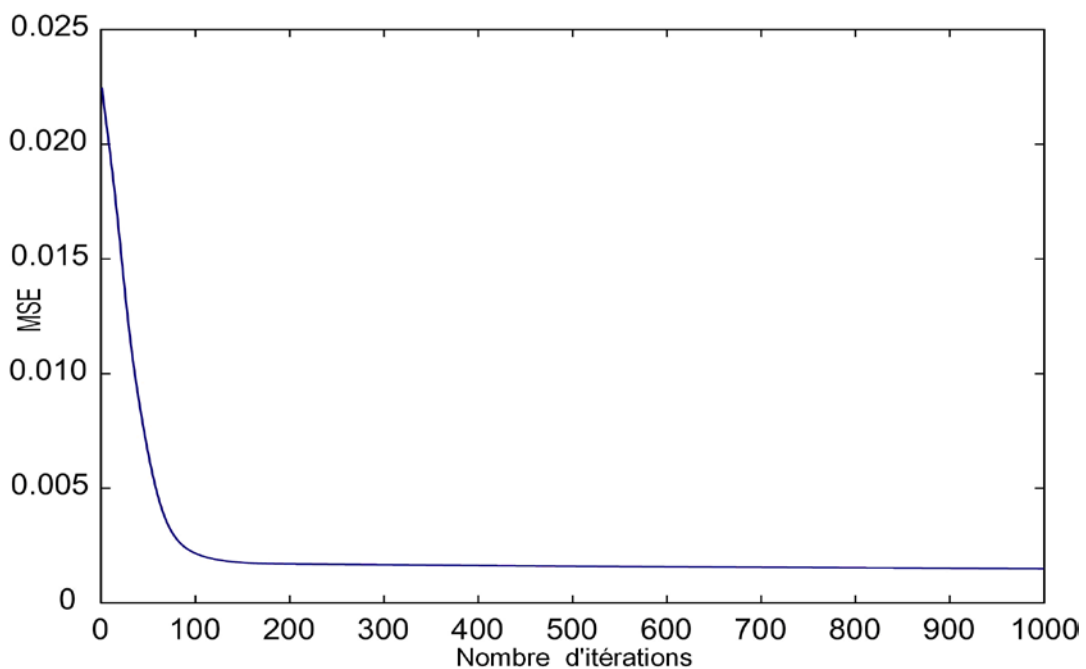


Fig.2.8. Performance du RNA après l'apprentissage.

Une fois l'apprentissage terminé, les poids du réseau sont sauvegardés. La porosité de fractures naturelles obtenue par RNA est corrélée avec la porosité de fractures naturelles calculée par diagraphie, le coefficient de corrélation (R^2) obtenu est égale 0.965 ([Fig.2.9](#)). Le graphe de la variation des porosités en fonction de la profondeur montre que les deux porosités coïncident ([Fig.2.10a](#)), bien que dans le puits étudié, il y ait des intervalles fracturés et d'autres non fracturés. Le réseau de neurones a donné de bons résultats et il a prédit toutes ces parties.

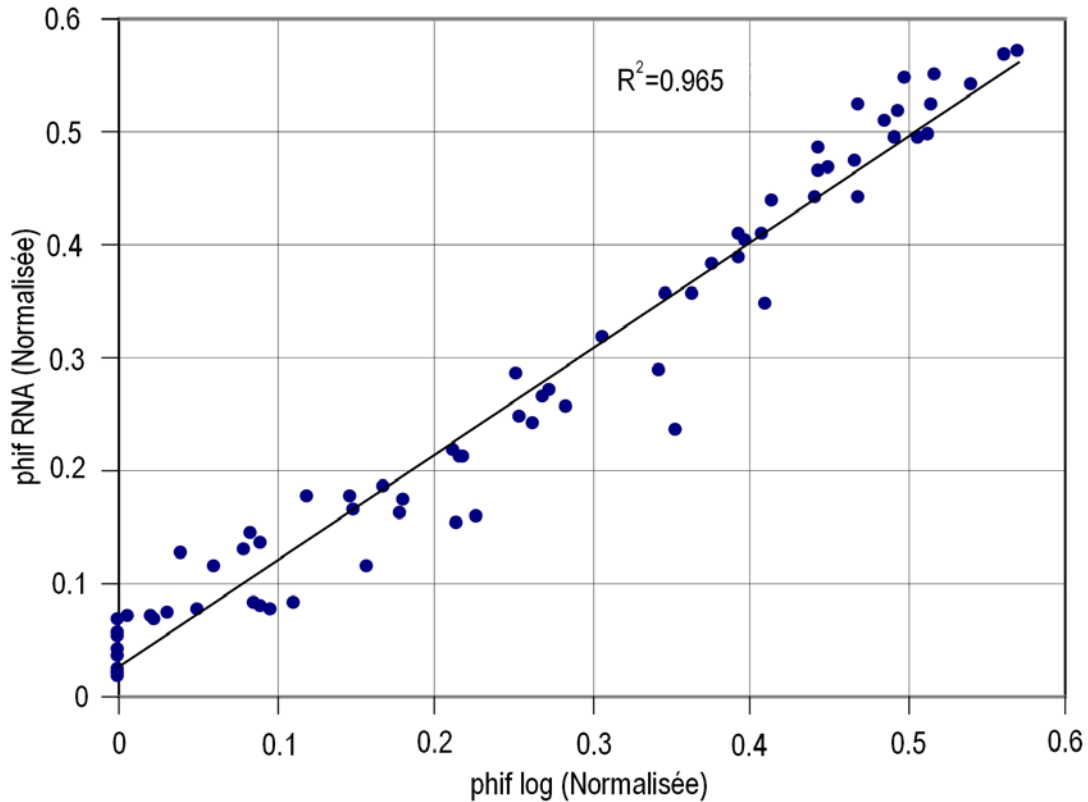


Fig.2.9. Corrélation entre la porosité des fractures obtenue par réseau de neurones et celle calculée par diagraphie (phase d'apprentissage (puits#1)).

2.3.4.2. Phase de test

Une fois le processus d'apprentissage terminé, l'ensemble des données de test doit être présenté au réseau. Si le test donne une bonne concordance entre la porosité de fractures naturelles obtenue par diagraphie et la porosité de fractures naturelles prédite par RNA, la matrice des poids doit être sauvegardée. Sinon, l'apprentissage est répété plusieurs fois jusqu'à ce qu'un bon résultat de test soit réalisé. Pour tester la capacité d'apprentissage du RNA, nous présentons au réseau les données d'entrée qui ont déjà été pris dans la phase d'apprentissage et on génère la porosité de fractures naturelles. Cette dernière est comparée avec la porosité de fractures naturelles obtenue par diagraphie. Le résultat obtenu montre que les deux porosités se coïncident ([Fig.2.10b](#)). L'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les valeurs prédites et les valeurs calculées est égale à 13.52×10^{-4} et l'erreur relative moyenne (ARE) est égale à 0.01. Les expressions mathématiques de MSE et ARE ont été définies par [Asadisaghandi et Tahmasebi \(2011\)](#).

2.3.4.3. Phase de généralisation

La phase de généralisation est l'étape décisive pour tester l'efficacité d'un RNA et juger son aptitude de prédire la sortie à partir des données qui n'ont pas dans la phase d'apprentissage.

Dans cette étape, on a introduit au réseau de neurones de nouvelles données, celles du puits #2 qui n'ont pas été prises dans la phase d'apprentissage, pour tester sa capacité à la généralisation. La porosité de fractures naturelles de ce puits est calculée en se basant sur les données des diagraphies et en appliquant les équations citées précédemment, de la même manière que pour le puits#1. Ensuite, nous avons utilisé les données de résistivité profonde (ILD), porosité neutron (Nphi), densité (Rhob) et gamma ray (GR) comme des entrées du RNA après leurs normalisations pour générer la porosité de fractures naturelles dans le puits#2. La porosité de fractures naturelles log (log phif) calculées dans le puits#2 après normalisation est corrélée avec la porosité de fractures naturelles.

Les résultats trouvés montrent que le RNA possède une grande capacité de généralisation avec les nouvelles données d'entrée du puits#2. Sans retour aux données de diagraphie sonique, on a pu prédire la porosité des fractures naturelles uniquement à partir des quatre données des diagraphies conventionnelles, sans passage par les équations diagraphiques citées auparavant et sans avoir besoin de paramètres d'interprétation. Le graphe de variation de la porosité de fractures naturelles log et la porosité obtenue par RNA en fonction de la profondeur (Fig.2.10c) montre un faible écart entre ces deux porosités entre la profondeur 3430 m et 3434.5 m. Cet écart peut être justifié par l'hétérogénéité et la fracturation du réservoir du champ de Hassi Messaoud. Ces derniers éléments influent sur la variation de la densité de fracturation d'un puits à un autre et sur la porosité de fractures naturelles.

Le RNA joue ici le rôle d'une fonction de transfert. Il a prouvé son succès marqué par la valeur élevée du coefficient de corrélation calculé entre phi RNA et phif log qui est de 0.878 (Fig.2.11). Le MSE entre les valeurs prédites et celles calculées est de 0.032 et la ARE est égale à 0.142.

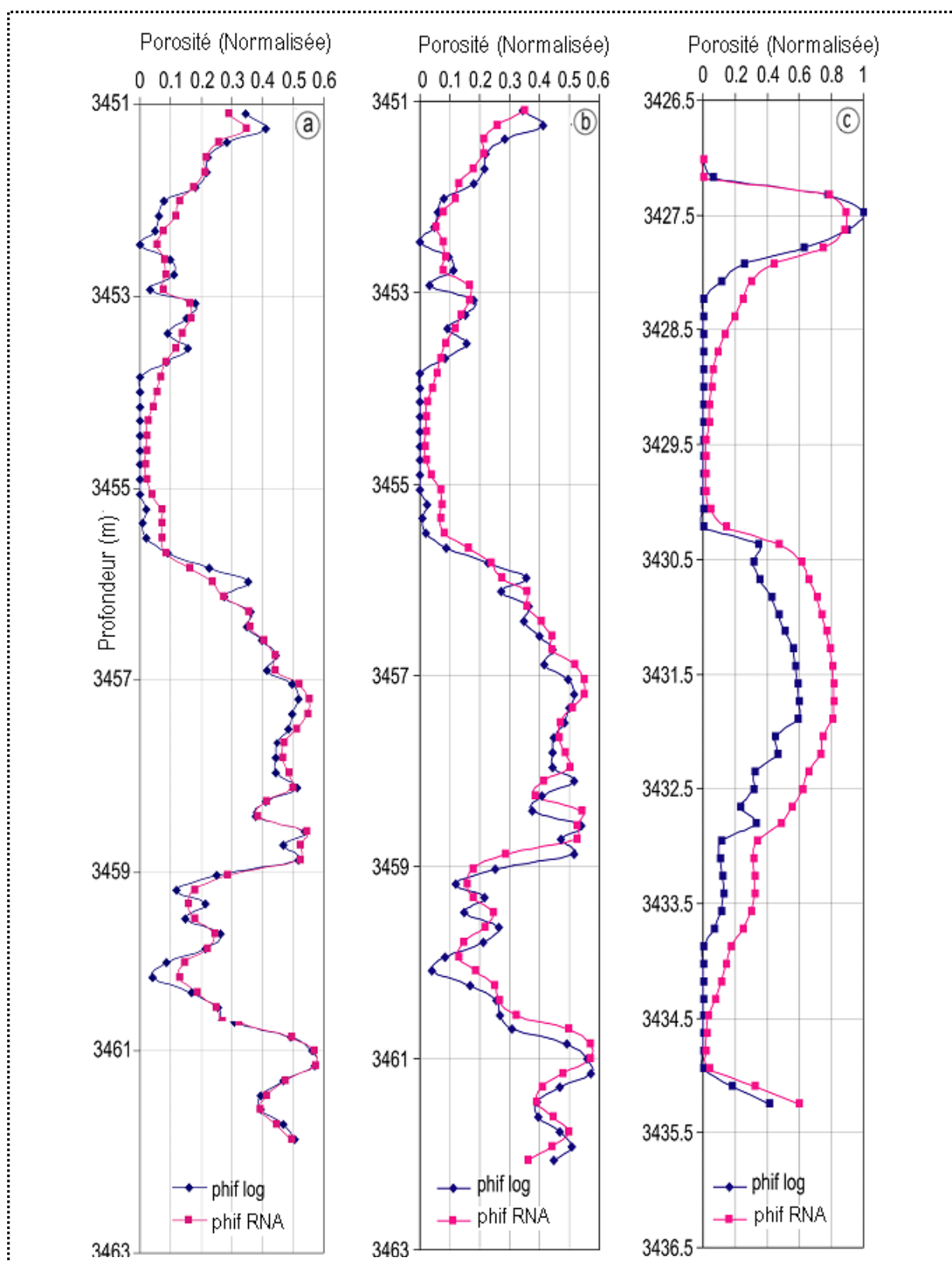


Fig.2.10. Corrélation entre la porosité de fractures naturelles obtenue par réseau de neurones et celle calculée par diagraphie : (a) phase d'apprentissage, (b) phase de test et (c) phase de généralisation.

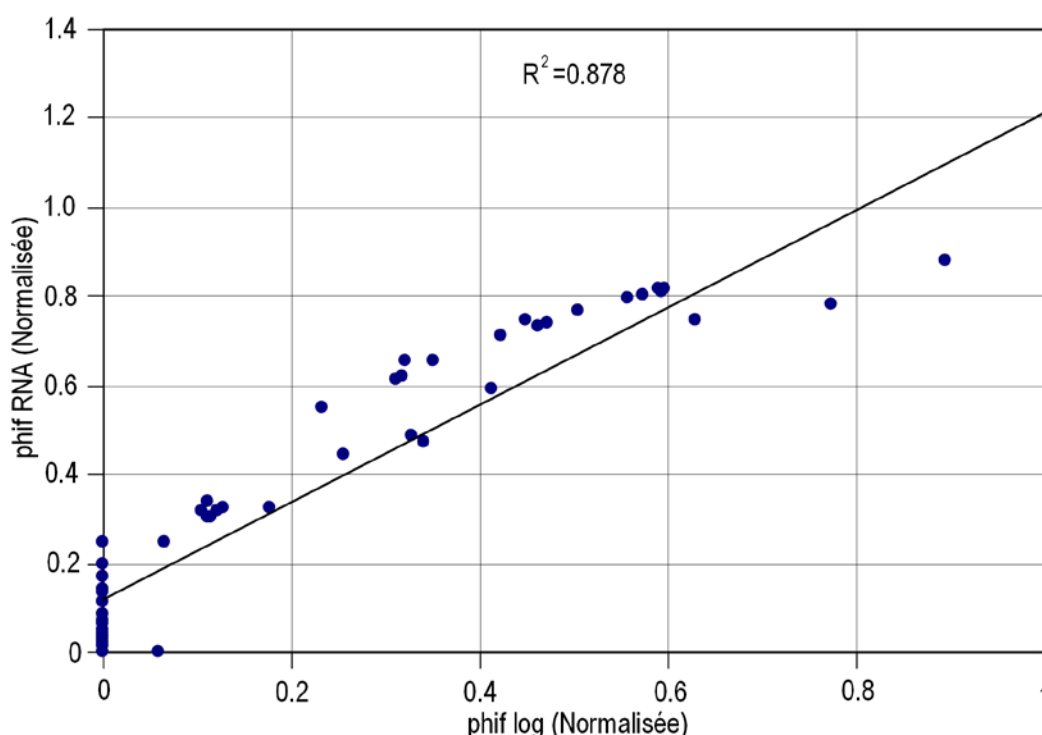


Fig.2.11. Corrélation entre la porosité des fractures obtenue par réseau de neurones et celle calculée par diagraphie (phase de généralisation (puits#2)).

2.4. Conclusion

Le développement d'un réservoir fracturé nécessite la résolution de n'importe quel problème rencontré dans l'étape de la caractérisation ou de la modélisation du réservoir, tel que le manque de porosité de fractures pour une exploitation optimale de ses réserves. Le manque d'enregistrement de diagraphie sonique dans les puits pétroliers ou autres diagraphies nécessaires telles que la porosité neutron, densité, ou les paramètres de boue de forage, peut remettre en cause la détermination de la porosité de fractures naturelles qui est un paramètre essentiel pour l'évaluation et la simulation d'un réservoir fracturé. Pour résoudre ce problème nous avons appliqué avec succès le classement flou pour connaître l'importance des données d'entrées de diagraphie, ainsi que leur influence sur la porosité de fractures naturelles. Nous notons que l'analyse qualitative et quantitative des courbes floues montrent que les quatre données d'entrée de diagraphies utilisées pour la prédiction de la porosité de fractures naturelles sont indispensables parce qu'ils ont presque la même influence sur la porosité de fractures naturelles obtenue par réseau de neurones. L'intérêt des réseaux de neurones réside dans leur capacité intrinsèque à la généralisation. Le RNA multicouche appliqué dans cette étude montre sa capacité de prédire la porosité de fractures naturelles en se basant sur les

données de diagraphies conventionnelles. La méthodologie proposée permet d'estimer un paramètre essentiel pour évaluer ou simuler un réservoir fissuré, en exploitant les données de diagraphies conventionnelles enregistrées presque dans la majorité des puits pétroliers bien qu'elles ne soient pas complètes.

Chapitre 3. Bases théoriques et méthodologie des outils de mesure

3.1. Introduction

Les méthodes magnétiques sont celles qui sont les plus utilisées depuis longtemps, et restent parmi les premières techniques géophysiques employées dans l'exploration minérale et souvent dans l'exploration pétrolière. Elles sont parmi les méthodes les moins coûteuses, les plus rapides et les plus faciles à opérer du point de vue instrumental. De nombreuses méthodes géophysiques utilisent de faibles champs naturels ou artificiels pour la reconnaissance du sous-sol. Toute chose autour de nous est magnétique, comme on peut faire la description des objets et des matériaux par leurs dimensions, couleurs et compositions chimiques, on peut la faire encore par leurs propriétés magnétiques ([Dearing, 2009](#)).

La susceptibilité magnétique peut être un indicateur efficace pour localiser les fractures partiellement fermées ou fermées par des minéraux magnétiques dans les puits pétroliers. L'étude microscopique, l'analyse des échantillons par diffraction des rayons X (DRX), l'analyse thermomagnétique, l'aimantation rémanente isotherme (ARI) à saturation (ARIs) et les cycles d'hystérésis vont permettre d'identifier les types de minéraux ferromagnétiques dans les zones à forte susceptibilité magnétique de la zone II située au sud-ouest du champ de Hassi Messaoud. Ce chapitre englobe des bases théoriques du magnétisme des roches et des aperçus sur la méthodologie et des matériels utilisés pour les différentes mesures, soit dans la mesure de la susceptibilité sur les carottes de puits, soit les mesures expérimentales en laboratoire.

3.2. Historique du magnétisme

L'attraction mutuelle entre deux êtres humains qui s'aiment est à l'origine du mot «aimant», qui désigne toute substance capable d'attirer le fer ou toute autre substance magnétique. De petites perles en fer d'origine météoritique contenant au moins 7.5% de nickel ont été découvertes dans plusieurs tombes sumériennes et égyptiennes qui datent du quatrième millénaire avant J.C. Ce sont peut être les plus anciens objets ferromagnétiques trouvés qui sont fabriqués par l'homme ([Cyrot et al., 2000](#)).

L'histoire du magnétisme a commencé depuis les anciennes civilisations, les anciens égyptiens ont nommé le fer bia-n-pet (métal du ciel). Différents objets de fer sont trouvés dans les anciennes tombes égyptiennes, telle que la tombe de Toutankhamon (en 1340 avant

J.C.) qui contient un poignard et divers objets de fer ([Leclant, 1955](#)). Dans le temple d'Edfou, une inscription fait mention du métal vivant, ce nom désigne chez les anciens égyptiens la pierre d'aimant ([Aufreere, 1991](#)). Les anciens crétois ont connu la magnétite et ils l'ont utilisé pour paver la salle du trône de Minos au palais de Knossos (2000 à 1300 avant J.C.) ([Cyrot et al., 2000](#)).

Les chinois sont les premiers qui ont inventé les boussoles magnétiques probablement dans le début du 2^{ème} siècle avant J.C, et ils ont connu les propriétés de la magnétite depuis l'antiquité. Les boussoles magnétiques ne sont arrivées en Europe qu'au 12 siècle, elles sont composées d'une cuillère magnétique qui tourne dans un plat lisse sous l'effet du champ magnétique terrestre ([Merrill, et al., 1996](#) ; [McElhinny et McFadden, 2000](#)).

La première observation de la déclinaison magnétique était faite en Chine par l'astronome I-Hsing vers 720. L'inclinaison magnétique a été découverte par Georg Hartmann en 1544, et le changement de la déclinaison magnétique en fonction du temps a été découvert pour la première fois en 1634 par un astronome, Henry Gellibrand ([Needham, 1962](#), [Merrill et McElhinny, 1983](#)).

3.2.1. Origine du nom Magnétisme

L'origine du nom magnétisme est liée aux chinois, ils sont les premiers, qui ont appelé les pierres tendres tous les oxydes magnétisés existant dans la nature et ayant un caractère de magnétisme permanent. Le nom de pierre tendre est inespéré de la relation humaine de la tendresse d'une mère envers son enfant ([Cyrot et al., 2000](#)).

A l'époque de la dynastie des Han orientaux (25 à 220 avant J.C.), Gaoyiu écrivait: «pierre tendre est la mère du fer, elle peut donc attirer son enfant» ([Desheng et Guodong, 1987](#)). Ce texte laisse à penser que le fer était alors extrait de minerais magnétiques. Actuellement les aimants sont désignés sous le nom de matériau magnétique «dur» par opposition aux matériaux magnétiques «doux» qui se désaimantent spontanément ([Cyrot et al., 2000](#)).

En Grèce, [Aristote](#) cite que la pierre d'aimant est connue par [Thalès de Milet \(625 à 547 avant J.C\)](#), et [Onomacrite](#) a donné le plus ancien nom connu, magnètès qui a évolué en magnitis, d'où est dérivé le terme moderne de magnétite. [Sophocle \(495 à 406 avant J.C\)](#) a appelé l'aimant «pierre de Lydie» et [Platon \(427 à 347 avant J.C\)](#) l'appelle, dans le Timée, «pierre d'Héraclée». Les premiers aimants sont extraits d'une montagne proche d'une ville d'Asie nommée «Magnesia ad Sipylum», donc le nom magnétisme est dérivé du nom de cette ville ([Diderot, 1979](#); [Cyrot et al., 2000](#)). Les latins ont utilisé le mot sideritis, dérivé du grec sidèros, fer, qui semble présenter la même racine que le mot latin «sider» signifiant astre, on

retrouvait cette notion de l'origine céleste du fer, comme chez les anciens égyptiens, pour plus de détails voir [Diderot \(1979\)](#) et [Cyrot et al. \(2000\)](#).

3.2.2. Magnétisme terrestre

Le champ magnétique terrestre est étudié pour la première fois par [Gilbert \(1600\)](#), qui a attribué son origine à un magnétisme permanent dans la terre. Le champ magnétique terrestre est généré par l'écoulement hélicoïdal du liquide métallique conducteur, composé essentiellement de fer et de nickel dans la partie externe du noyau terrestre, caractérisée par des mouvements de convection importants dus à la rotation de la terre ([Fig.3.1](#)). Les lignes de forces du champ magnétique terrestre seraient enfilées à travers des hélices créées sous l'effet des mouvements de rotation (force de Coriolis). [Larmor \(1919\)](#) est le premier qui a assimilé l'origine du champ magnétique solaire à une dynamo auto-entretenu, cette idée est reprise par [Elsasser \(1946\)](#) et [Bullard \(1949\)](#) qui l'ont appliqué au champ terrestre. Ils proposent que les minéraux conducteurs du noyau de la terre fonctionnent comme une dynamo auto-entretenu qui produit des courants électriques pour maintenir le champ magnétique terrestre. En effet, les parties internes solides et externes liquides du noyau en mouvement fonctionnent comme une dynamo. Le champ magnétique terrestre est très important dans la partie externe du noyau par contre en surface, il est de l'ordre de 0.5×10^{-4} Tesla, en pratique le champ magnétique varie de 0.3 à 0.6×10^{-4} Tesla ([Vion-Dury, 2002](#)). Plusieurs chercheurs ont essayé de modéliser le champ magnétique terrestre et le champ magnétique des autres planètes, on cite à titre d'exemple [Korte et Constable \(2008\)](#), [Hagedoorn et al., \(2010\)](#) et [Jones \(2014\)](#). Ces modèles ont permis de : (i) donner un large spectre du comportement dynamique du champ magnétique, (ii) préciser la capacité de reproduire les aspects du champ magnétique de la planète, les écoulements de fluide et les émissions thermiques, (iii) connaître la dynamique et les mécanismes qui peuvent se produire à l'intérieur des planètes ([Schubert et, Soderlund, 2011](#)).

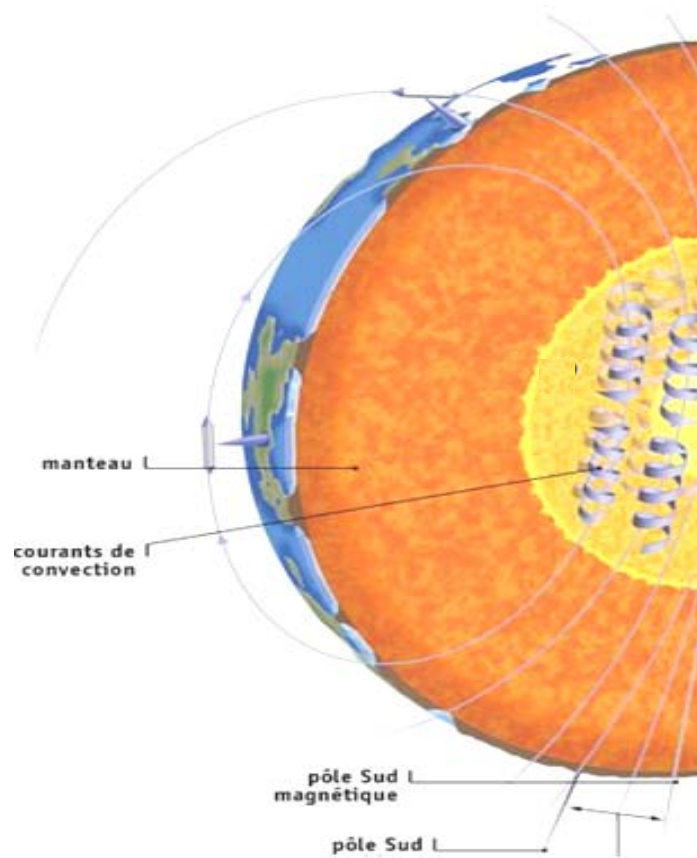


Fig.3.1. Champ magnétique terrestre (d'après Fortin, 2007).

3.3. La susceptibilité magnétique

La susceptibilité magnétique est un paramètre fondamental pour étudier les propriétés magnétiques d'une roche, elle est définie comme la facilité avec laquelle un matériau est magnétisé (Lowrie, 2007). Lorsqu'un objet est mis dans un champ magnétique externe \vec{H} , ce dernier provoque une aimantation magnétique \vec{J} proportionnelle au champ magnétique appliqué \vec{H} .

$$\vec{J} = \kappa \cdot \vec{H} \quad (3.1)$$

telle que κ est la susceptibilité magnétique volumique qui dépend de la température.

L'induction magnétique \vec{B} est donnée par :

$$\vec{B} = \mu_r \mu_0 \vec{H} = \mu_0 (1 + \kappa) \vec{H} \quad (3.2)$$

μ_r est le rapport de la perméabilité absolue du milieu sur la perméabilité du vide, telle que

$$(\mu_r = 1 + \kappa) \quad (3.3)$$

μ_0 est la perméabilité magnétique, dans le vide elle égale à $4\pi \times 10^{-7} \text{ H.m}^{-1}$ dans le système international SI.

3.4. Diamagnétisme

Le diamagnétisme est caractérisé par un moment magnétique nul en l'absence d'un champ magnétique extérieur et il prend une aimantation en sens inverse du champ appliqué. Cette aimantation disparaît avec la disparition du champ appliqué. Le diamagnétisme est un phénomène commun à tous les matériaux, toute charge en mouvement, y compris les électrons orbitaux qui ont subi une force de Lorentz en présence d'un champ magnétique B . Cette force dévie la trajectoire des électrons de telle sorte qu'ils sont en précession dans le sens des aiguilles d'une montre par rapport au champ B (qu'on observe dans la direction du champ B). Ceci est équivalent à un courant dans le sens inverse d'une aiguille d'une montre par rapport au champ B , ce qui produit un moment magnétique induit négatif connu sous le nom de diamagnétisme (McElhinny et McFadden, 2000). Le diamagnétisme est souvent masqué par un paramagnétisme fort ou des propriétés ferromagnétiques. Il a une caractéristique observable dans des matériaux dans lesquels tous les spins d'électrons sont pairs (Lowrie, 2007).

Les substances diamagnétiques présentent les caractéristiques suivantes :

- ❖ La susceptibilité magnétique χ est négative et de l'ordre de -10^{-6} SI, et la perméabilité magnétique relative μ_r est inférieure à 1.
- ❖ Le vecteur aimantation \vec{J} et le champ \vec{H} sont de sens opposés et la température n'influe pas sur la susceptibilité magnétique (Cyrot et al., 2000). Parmi les minéraux diamagnétiques on peut citer le quartz, les feldspaths, la calcite, etc.

3.5. Paramagnétisme

Le paramagnétisme se caractérise par une aimantation faible et parallèle au champ appliqué. Ce comportement de paramagnétisme apparaît quand un certain atome ou molécule constituant un minéral possédant un spin non nul est lié à un remplissage incomplet des couches électroniques des atomes. Ce moment est généré par des spins d'électrons isolés. Comme ce moment de spin est dans le sens du champ magnétique, l'aimantation s'ajoute à ce champ, par conséquent si les atomes sont placés dans un champ magnétique, ils acquièrent une faible aimantation proportionnelle à ce champ. Celui-ci tend à aligner tous les moments

magnétiques mais l'agitation thermique sous l'effet de la température détruit cet alignement (Tarling et Hrouda, 1993 ; Larroque et Virieux, 2001).

Les substances paramagnétiques sont des substances qui possèdent les propriétés suivantes :

- ❖ La susceptibilité magnétique χ est positive et la perméabilité magnétique relative μ_r est légèrement supérieure à 1. La valeur absolue de la susceptibilité magnétique des substances paramagnétiques est plus élevée que celle des substances diamagnétiques.
- ❖ Le vecteur d'aimantation \vec{J} et le champ d'excitation \vec{H} sont dans le même sens et dans la même direction.
- ❖ L'augmentation de la température décroît la susceptibilité χ selon la loi de Curie :

$$\chi = \frac{C}{T} \quad (3.4)$$

telle que C est la constante de Curie et T la température absolue en °Kelvin.

La susceptibilité du paramagnétisme est de l'ordre de 10^{-3} à 10^{-5} SI à la température ambiante en laboratoire (Cyrot et al., 2000). On peut citer parmi les minéraux paramagnétiques l'olivine, le pyroxène et la biotite.

3.6. Ferromagnétisme

Les substances ferromagnétiques ont la capacité de s'aimanter et de conserver cette aimantation lorsqu'ils sont exposés à un champ magnétique extérieur. Le champ préservé dans la roche, quand le champ appliqué est nul, est appelé aimantation de rémanence. Le ferromagnétisme s'explique par un couplage entre les ions ou les atomes adjacents, dans les substances contenant des éléments de transition (Fe, Co, Ni, Gd et Dy). Ce couplage est suffisant pour vaincre l'effet de l'agitation thermique (champ moléculaire de Weiss) et rendre tous les spins parallèles, ces substances s'appellent ferromagnétiques au sens large (s.l.). Dans le cas où tous les moments de spins sont parallèles, concordants et contribuent au moment magnétique total du domaine, ces substances s'appellent ferromagnétiques en sens strict (s.s.) (Kittel, 1969 ; Westphal et Pffaf, 1986, Lanza et Meloni, 2006). Les substances ferromagnétiques sont caractérisées par les propriétés suivantes :

- ❖ Forte valeur positive de la susceptibilité magnétique χ et la perméabilité magnétique relative μ_r est très supérieure à 1.
- ❖ Les substances ferromagnétiques perdent cette propriété par chauffe à une température dite de Curie T_c , au-dessus de laquelle les substances deviennent paramagnétiques.

La loi de Curie-Weiss exprime la relation entre la susceptibilité χ et la température selon l'équation :

$$\chi = \frac{C}{T - T_C} \quad (3.5)$$

telle que C est la constante de Curie (caractéristique d'un corps), et T est la température en °K (Weiss, 1907 ; Cyrot et al., 2000).

3.6. Ferrimagnétisme et antiferromagnétisme

Les groupes d'aimantation qui s'auto-organisent sous l'effet d'un champ d'excitation définissent des domaines de Weiss (Fig.3.2). Un domaine de Weiss est défini par une zone d'aimantation présentant la même orientation dans un cristal. Suivant les tailles de ces domaines, deux autres types d'aimantation apparaissent dans les roches terrestres et qui sont des cas particuliers du ferromagnétisme (Weiss, 1907; Larroque et Virieux, 2001). Dans le ferrimagnétisme, les moments magnétiques sont plus importants dans une direction que dans une autre. Parmi ces minéraux on a la pyrrhotite (sulfure de fer), la maghémite et la greigite. Ces types des minéraux ont une température de Curie au-dessus de laquelle le minéral se comporte comme un paramagnétisme. Si les domaines de Weiss dans un sens sont exactement contrebalancés par les domaines de Weiss dans le sens opposé, on parle alors d'antiferromagnétisme, comme pour l'hématite. Dans ces minéraux l'ordre des moments atomiques est détruit sous l'effet d'une température critique dite température de Néel, au-dessus de laquelle les minéraux se comportent comme paramagnétiques ordinaires (Weiss, 1907; Larroque et Virieux, 2001).

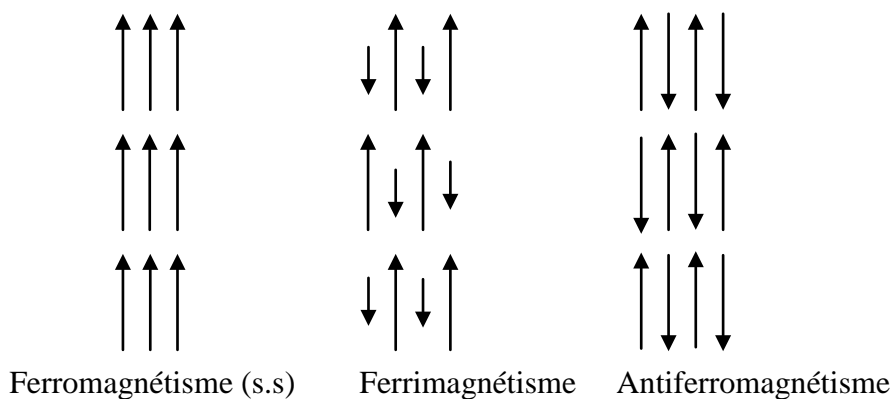


Fig.3.2. Orientation des groupes d'aimantation définissant les domaines de Weiss (d'après Larroque et Virieux, 2001).

3.8. Les différents modes d'acquisition de l'aimantation rémanente dans les roches

L'aimantation rémanente est l'aimantation qui persiste dans la roche quand le champ magnétique devient nul, à l'inverse de l'aimantation induite. Les roches peuvent acquérir une aimantation rémanente dans la nature par différents processus. On peut citer quelques principales aimantations rémanentes:

3.8.1. Aimantation rémanente thermorémanente (ATR)

C'est l'aimantation acquise par les roches volcaniques pendant leurs refroidissements dans le champ terrestre. Elles acquièrent une aimantation de même sens que le champ existant, on la nomme aimantation thermorémanente (ATR). Cette aimantation est détruite sous l'effet de la chauffe à la température de Curie ([Westphal et Pffaf, 1986](#) ; [Lanza et Meloni, 2006](#)).

3.8.2. Aimantation rémanente isotherme (ARI)

C'est l'aimantation enregistrée par la roche sous l'effet d'une courte action d'un champ magnétique. Dans la nature un champ magnétique bref et intense, créé par les courants électriques qui constituent la foudre frappant un affleurement rocheux, peut créer une aimantation rémanente isotherme considérable. L'ARI est plus sensible au réchauffement suivi d'un refroidissement au champ nul que l'ATR.

3.8.3. Aimantation rémanente visqueuse (ARV)

C'est l'aimantation conservée par la roche dans un champ magnétique de faible intensité tel que le champ magnétique de la terre, cette aimantation est facile à détruire par chauffe.

3.8.4. Aimantation rémanente détritique ou de dépôt (ARD)

Lorsqu'un sédiment se dépose dans un lac ou dans la mer et durant la calmer de l'eau ([Fig.3.3](#)), les particules magnétiques présentes dans ce sédiment s'orientent vers la direction du champ magnétique existant comme une aiguille d'une boussole et ils vont magasiner ce champ existant ([Westphal et Pffaf, 1986](#)).

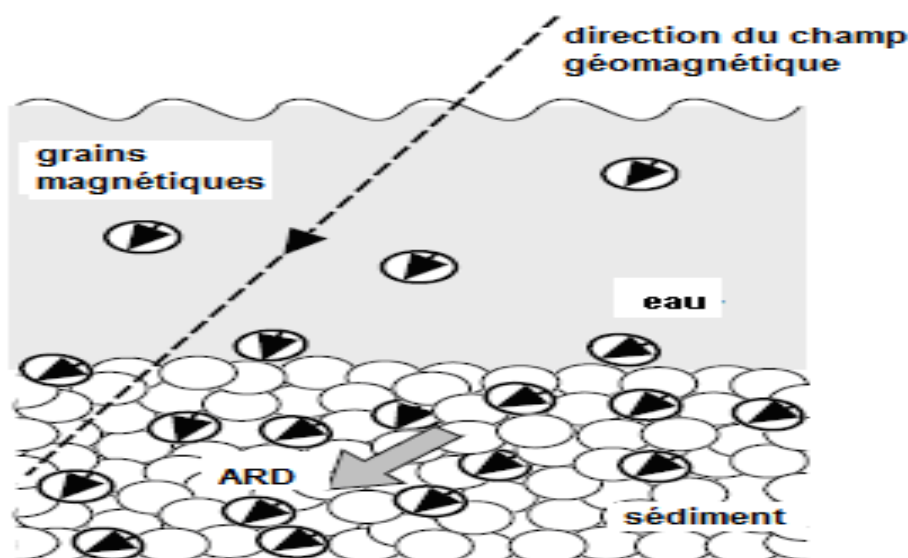


Fig.3.3. Acquisition de l'aimantation rémanente détritique (d'après Lowrie, 2007).

3.9. Notion de domaine magnétique

Les minéraux magnétiques sont rencontrés dans les différents types de roches sous forme de grains de tailles différentes, les moments magnétiques sont orientés d'une façon parallèle ou antiparallèle, cette orientation est gardée pour un certain volume de grain, mais si le grain devient plus gros, il est divisé en deux domaines ou plus (Weiss, 1907 ; Westphal et Pffaf, 1986).

Les pôles libres à la surface du grain sont à l'origine de l'énergie magnétique qui augmente avec le volume des grains. A une certaine taille, ils deviennent énergétiquement plus favorables pour briser l'aimantation dans plusieurs régions uniformément aimantées pour réduire le champ magnétique associé, en créant des domaines magnétiques. Les grains obtenus sont appelés multidomaines (MD) (Fig.3.4). Ces derniers ont un champ coercitif et une aimantation rémanence de saturation faibles par rapport aux grains monodomaines (Tauxe, 2003). Les grains magnétiques avec peu de domaines se comportent beaucoup comme de grains simples domaines (SD) en matière de stabilité magnétique et de saturation rémanence. Ces grains sont appelés pseudo-monodomaine (PSD) (Stacey et Banerjee, 1974). Le passage entre ces domaines se fait progressivement sur une épaisseur de centaines d'atome par rotation de spins (Weiss, 1907; Westphal et Pffaf, 1986). Dans le cas de la magnétite, les grains MD sont de dimension $> 1-10 \mu\text{m}$, les grains PSD sont entre 0.1 et $3-5 \mu\text{m}$ et les grains SD sont de taille < 1 à $0.03 \mu\text{m}$ (Lanza et Meloni, 2006).

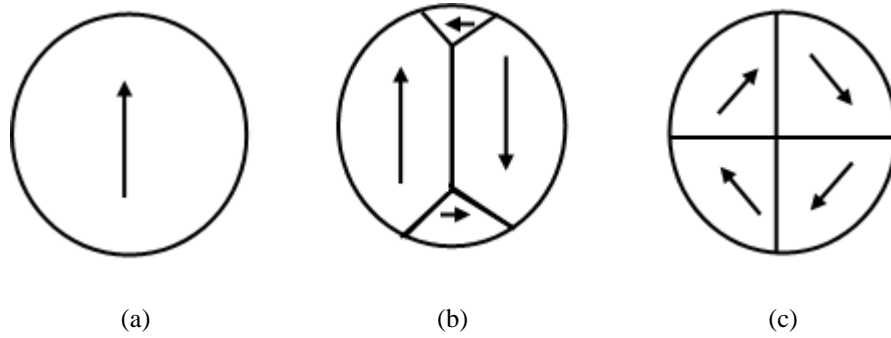


Fig.3.4. Les différents domaines magnétiques : (a) monodomaine, (b) pseudo-monodomaine et (c) multidomaine (d'après Tauxe, 2003).

3.10. Cycle d'hystérésis

Si l'on prend un échantillon composé de grains diamagnétiques, paramagnétiques et ferromagnétiques et on lui applique un champ magnétique \vec{H} , la courbe fermée obtenue illustre la variation de l'aimantation \vec{J} en fonction du champ magnétique \vec{H} . Cette courbe est dite cycle d'hystérésis (Fig.3.5). Lorsqu'un échantillon non aimanté est mis dans un champ magnétique extérieur variable \vec{H} , l'aimantation \vec{J} acquise par l'échantillon croît jusqu'à sa stabilisation à une valeur maximale \vec{J}_s (aimantation à saturation). L'aimantation à saturation \vec{J}_s obtenue pour le même champ dépend de la température extérieure, elle décroît avec son augmentation. La diminution du champ \vec{H} appliqué jusqu'à son annulation marque une certaine aimantation de l'échantillon bien que le champ soit nul, cette aimantation est appelée aimantation rémanente \vec{J}_r . L'inversion du champ magnétique diminue cette aimantation jusqu'à son annulation (désaimantation de l'échantillon) à un champ coercitif $-\vec{H}_c$. Si l'on continue à augmenter le champ \vec{H} inversé, la substance atteint une valeur d'aimantation à saturation $-\vec{J}_s$. L'aimantation sera égale à 0 quand on aura à nouveau appliqué le champ \vec{H}_c dans le sens initial (Vion-Dury, 2002). La courbe d'hystérésis permet de tirer les paramètres d'hystérésis tel que le champ coercitif \vec{H}_c , l'aimantation à saturation \vec{J}_s et l'aimantation rémanente à saturation \vec{J}_{rs} , qui sont des paramètres essentiels pour déterminer la nature des porteurs et les domaines des grains magnétiques (Day et al., 1977). Les paramètres d'hystérésis des grains polydomaines sont très différents des grains monodomaines, leur aimantation rémanente et leur champ coercitif sont plus faibles, leur susceptibilité est plus élevée, donc les cycles d'hystérésis des grains polydomaines sont plus étroits que ceux des grains monodomaines (Thompson et Oldfield, 1986 ; Pétronille, 2009).

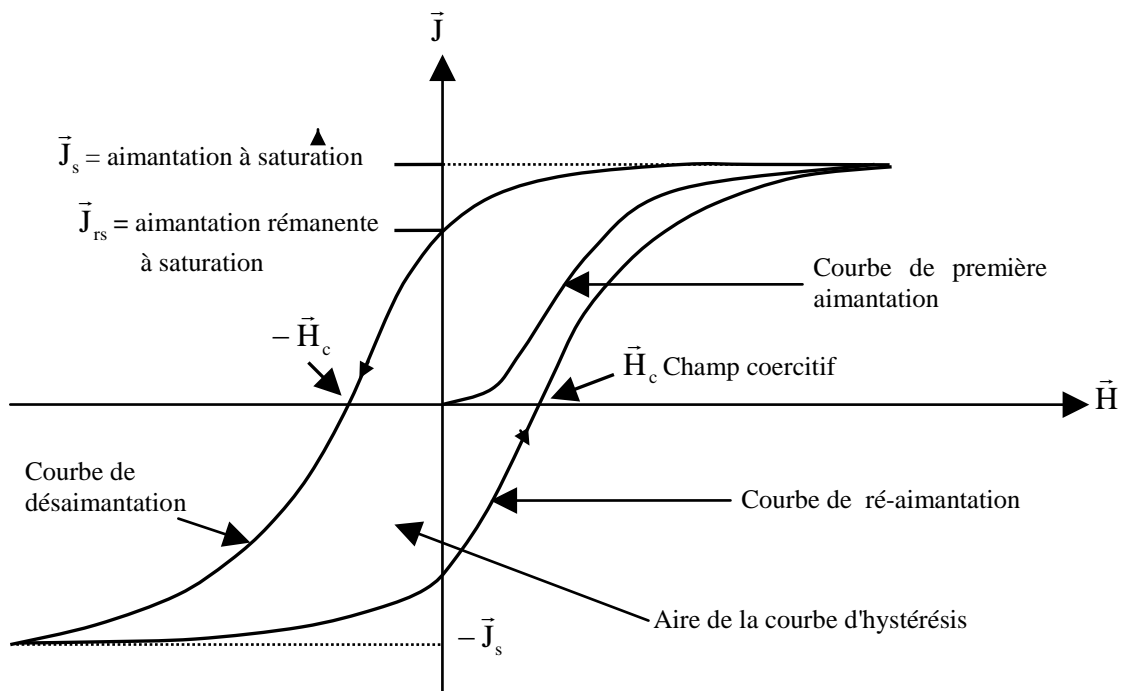


Fig.3.5. Cycle d'hystérésis (d'après Vion-Dury, 2002).

3.11. Mesure de l'aimantation rémanente isotherme (ARI)

L'aimantation des échantillons ferromagnétiques augmente avec le champ appliqué dans une température constante jusqu'à une valeur de saturation, appelée aimantation de rémanente à saturation (J_{rs}). Après cette valeur l'aimantation n'évoluera plus (Fig.3.6), malgré l'augmentation du champ appliqué.

Pour mesurer l'aimantation rémanente isotherme les échantillons étudiés sous forme de poudre ont été soumis dans un champ magnétique d'intensité croissante allant de 0 à 1.5 T, en mesurant à chaque fois la rémanence magnétique qui persiste dans l'échantillon après suppression du champ appliqué. La taille des grains ainsi que la nature des ferromagnétiques rencontrée reflète la forme des courbes irréversibles des cycles d'hystérésis, d'où l'intérêt qu'apportent ces cycles pour étudier la minéralogie magnétique. Le tableau suivant regroupe quelques minéraux magnétiques avec leurs coercivité maximale (Tableau 3.1).

Tableau 3.1. La coercivité maximale de quelques minéraux ferromagnétiques (d'après Lowrie, 2007).

Minéral ferromagnétique	Coercivité maximale [T]
Magnétite	0.3
Maghémite	0.3
Titanomagnétite ($\text{Fe}_{3-x}\text{Ti}_x\text{O}_4$)	
$x=0.3$	0.2
$x=0.6$	0.1
Pyrrhotite	0.5-1
Hématite	1.5-5
Goethite	>5

3.12. Les minéraux magnétiques

Les minéraux magnétiques obtenus par synthèse sont caractérisés par la forme et la dimension de la maille cristalline, par leurs températures de Curie (T_c), ainsi que par leurs aimantations spécifiques à saturation (\vec{J}_s), bien qu'ils ne soient pas très nombreux, nous citerons ici quelques minéraux magnétiques :

3.12.1. Sulfures de fer

La pyrrhotite est un minéral commun accessoire dans différents types des roches, sa formule générale est $(\text{Fe}_{(1-x)})\text{S}$ avec ($0 < x < 0.13$) ; elle se cristallise dans le système hexagonal. La température de Curie (T_c) de la pyrrhotite est entre 310°C et 325°C, elle dépend légèrement de sa composition et des dimensions de grains (Lotgering, 1956; Graham et al., 1987). Bien que la pyrrhotite ne soit pas abondante, il est accepté que la pyrite de fer (FeS_2), qui est un paramagnétique fréquent dans les roches anciennes, se transforme en pyrrhotite par chauffe. Pendant la désaimantation thermique de la roche au-dessus de 500°C, la pyrrhotite se transforme d'une façon irréversible en magnétite (Dekkers, 1989; Dunlop et Özdemir, 1997; Lambert et al., 1998).

3.12.2. Magnétite

La magnétite est considérée comme le plus important minéral magnétique dans la terre, elle se trouve dans différents types de roches comme un minéral primaire ou secondaire, sa composition chimique est Fe_3O_4 . Elle se cristallise dans le système cubique sous la forme spinelle ; elle appartient à la famille des ferrites (c'est la ferrite de fer : Fe_2O_3 , FeO). Elle se caractérise par une température de Curie (T_c) égale à 580°C, son aimantation à saturation (M_s) est de l'ordre de 480 kA/m. Elle peut être considérée comme un repère par rapport

auquel on cite les autres minéraux. Au voisinage de la température de transition de Verwey (1939), qui est entre 110°K et 125°K, la magnétite subit un passage d'une structure cubique à une structure monoclinique et les directions de facile aimantation changent du plan [111] à [001] (Abe et al., 1976 ; Özdemir et Dunlop, 1999). Pour l'hématite la transition de Morin se fait à une température entre 250°K et 260°K. Durant le refroidissement à partir de la température de Morin, l'hématite se transforme de faible ferromagnétisme à antiferromagnétisme et les spins tournent de 90° du plan de base à l'axe-c rhomboédrique [111]. Ces transitions sont des critères qui nous permettent d'identifier la magnétite et l'hématite dans les roches sédimentaires. (Lin, 1960 ; Özdemir et Dunlop, 2000).

3.12.3. Sesquioxydes de fer, se présente sous deux formes très différentes :

a) Hématite

L'hématite est un minéral commun des roches sédimentaires, métamorphiques et magmatiques, elle est de couleur rouge, sa formule est $\alpha\text{Fe}_2\text{O}_3$, elle a une structure cristalline rhomboédrique. La température de Néel de l'hématite pure bien cristallisée est de l'ordre de 680°C. Putnis (1992) a signalé que l'inclinaison de spin disparaît à ~675°C mais le couplage antiferromagnétique persiste jusqu'à 685°C. La valeur de \bar{J}_s de l'hématite est de l'ordre de 2.5 kA/m approximativement 0.5% celui de la magnétite (Hutchings, 1964; Dunlop et Özdemir, 1997).

b) Maghémite

La maghémite a une structure cristalline de forme spinelle inverse semblable à la magnétite, sa formule est $\gamma\text{Fe}_2\text{O}_3$. Elle est fortement ferromagnétique et se transforme en hématite à la température de 300°C, sa \bar{J}_s est de l'ordre de celle de la magnétite et sa température de Curie est voisine de 540°C, et donc inférieure à celle de l'hématite. La maghémite peut se transformer en hématite (milieu oxydant) ou en magnétite (milieu réducteur) à partir de 300°C. La maghémite peut être identifiée par diffractométrie des rayons X (DRX) à une distance réticulaire ($a=8.337\text{ \AA}$) (Moskowitz et Banerjee, 1981 ; Dunlop et Özdemir, 1997).

3.12.4. Sesquioxydes de fer hydratés

Ils sont formés à partir des réactions en milieux aqueux et se déposent avec les sédiments ou par circulation de micro-solutions dans les roches en place, telle que les sables qui évoluent vers des grès. A partir de la composition chimique (Fe_2O_3 , H_2O), on distingue 4 formes dont deux sont naturelles : la goéthite et la lépidocrocite. La goéthite (FeOOH) est un minéral antiferromagnétique composé de spins imparfaits, créant de petits moments nets (Banerjee, 1970 ; Hedley, 1971). Özdemir et Dunlop (1996) ont montré dans le cas de la goéthite

naturelle de cristallisation parfaite que la température de Curie coïncide avec celle de Néel à $120 \pm 2^\circ\text{C}$.

3.12.5. Minéraux du groupe titane-fer ferreux-fer ferrique

Le triangle est défini par ses sommets correspondants chacun à un oxyde pur, la distance entre les cotés du triangle est égale à l'unité. La magnétite est située au milieu du segment (FeO-Fe₂O₃) et l'ilménite TiO₂FeO est localisé au point milieu du segment (TiO₂-FeO) (Fig.3.6), l'ilménite a une cristallisation rhomboédrique. Le point situé au 2/3 du segment TiO₂-FeO représente l'ulvospinelle de composition TiO₂, 2FeO. Les minéraux magnétiques qui engendrent les propriétés magnétiques dans les roches sont celles liés au système de triangle FeO-TiO₂-FeO₃. Pour plus de détails sur la minéralogie magnétique voir par exemple O'Reilly (1984), Lindsley (1991) et Dunlop et Özdemir (1997).

La magnétite et l'ulvospinelle peuvent donner des solutions solides homogènes. Ce composé est appelé titanomagnétite, sa structure est de forme cubique spinelle, et s'écrit $x(\text{TiO}_2, 2\text{FeO}), (1-x)\text{Fe}_3\text{O}_4$. L'augmentation de la composition du titane fait décroître la température de Curie et l'aimantation à saturation à partir de celle de la magnétite jusqu'à $x = 0.8$. Les titanomagnétites sont généralement rencontrées dans les laves basiques et souvent avec une proportion considérable de titane dans les roches refroidies lentement (Nagata, 1961; Coulomb et Jobert, 1976; Westphal et Pfaff, 1986; Butler, 1992).

Les titanomagnétites couramment appelées magnétites sont des minéraux rencontrés dans les roches volcaniques et sédimentaires TiO₂, FeO. Elles sont opaques, de minéraux de structure cubique de composition entre magnétite (Fe₃O₄) et ulvospinelle (Fe₂TiO₄), la structure du cristal est de forme spinelle. Elles se trouvent sous des formes oxydées, nommées titanomaghémites. Ces titanomaghémites oxydées progressivement restent homogènes et conservent la structure spinelle. Leur point figuratif se déplace au-dessus et à droite de l'axe des titanomagnétites pures, jusqu'à dépasser la droite Fe₂O₃, TiO₂, FeO (Coulomb et Jobert, 1976; Westphal et Pfaff, 1986)..

L'hématite α -Fe₂O₃ et l'ilménite TiO₂, FeO ont des formes rhomboédriques qui peuvent aussi cristalliser en toutes proportions, elles sont appelés ilméno-hématites ou titanohématites de formule $x(\text{TiO}_2, \text{FeO}), (1-x)\text{Fe}_2\text{O}_3$. La structure des réseaux est rhomboédrique, de type corindon. Les propriétés sont essentiellement antiferromagnétiques à cause du couplage entre les ions Fe³⁺, qui est négatif, il y a un petit ferromagnétisme résiduel faible pouvant produire une aimantation rémanente. La formule générale de l'hématite est Fe_{2-x}Ti_xO₃, telle que x varie de 0 pour l'hématite à 1 pour l'ilménite. La température de Curie est linéaire indépendante de la composition du titane, par contre l'aimantation à saturation varie d'une façon complexe. La

température de Curie est de 680°C pour l'hématite et elle est inférieure à 0°C pour l'ilménite (Stacey et Banerjee, 1974; Butler, 1992).

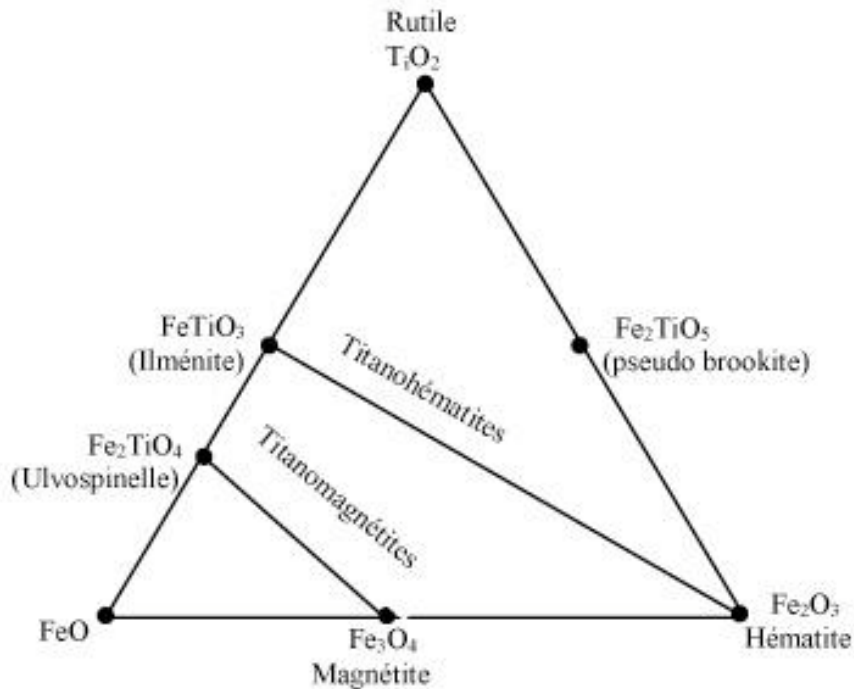


Fig.3.6. Le triangle FeO, Fe₂O₃ et TiO₂ et les différentes familles d'oxyde magnétique (d'après Westphal et Pfaff, 1986).

3.13. Mesure de la susceptibilité magnétique sur carottes

La susceptibilité magnétique est la capacité d'un corps à s'aimanter lorsqu'on lui applique un champ magnétique (Naba, 2007). Elle est probablement le paramètre pétrophysique le plus facile à mesurer, elle ne peut être mesurée uniquement dans les échantillons de roches en laboratoire, mais aussi sur le terrain à partir des prélèvements de roches et dans les échantillons de carottes.

Le principe de mesure de la susceptibilité magnétique par le kappabridge MS2 consiste à créer un champ magnétique et détecter ce champ magnétique dans l'échantillon puis calculer le rapport de la susceptibilité magnétique entre les deux. La valeur mesurée sur l'appareil est la valeur de la susceptibilité magnétique volumique. L'appareil est connecté à une sonde de type MS2F. Le principe de fonctionnement de cet outil est détaillé dans le guide de Dearing (1999).

Les mesures sont exécutées directement sur les carottes de 6 puits forés dans le réservoir de quartzites de Hamra au sud-ouest du champ de Hassi Messaoud. Les mesures sont faites après nettoyage des carottes et leurs éloignements de tout objet métallique pour éviter des erreurs.

La longueur et le diamètre des carottes mesurés sont représentés au [Tableau 3.2](#). Les mesures ont été acquises avec un pas de 2 cm le long de la carotte. En tout 8706 mesures ont été obtenues pour une longueur totale de carottes de 174 m du réservoir étudié.

Tableau 3.2. Les longueurs et les diamètres des carottes des puits étudiés.

Nom de puits	Longueur des carottes (m)	Diamètre des carottes (cm)	Puits carotté	Diagraphie d'imagerie
Puits #114	28	8.8	+	+
Puits # 119	36	10	+	-
Puits # 118	27	10	+	+
Puits #113	43.5	10	+	+
Puits #105	17	10	+	-
Puits #110	22.5	10	+	-

3.14. Mesure thermomagnétique

Afin d'identifier les porteurs magnétiques responsables de l'aimantation rémanente des roches et d'obtenir des informations sur les minéraux magnétiques, plusieurs expériences ont été effectuées, à savoir la mesure de la susceptibilité magnétique en fonction de la température (courbes thermomagnétiques continues). Les minéraux ferromagnétiques ont la particularité de perdre leurs propriétés magnétiques au-dessus d'une température dite température de Curie. La mesure de la susceptibilité magnétique en fonction de la température nous renseigne sur les phases magnétiques en présence, leurs stabilités thermiques et minéralogiques.

L'appareil de mesure utilisé est le Kappabridge KLY-2. Le fonctionnement de cet appareil est basé sur les mesures de variation de l'inductance dans une bobine due à l'échantillon de la roche. Le pont semi-automatique de l'inductance est exploité en liaison avec un PC et le logiciel fourni par le fabricant ([Fig.3.7](#)). L'appareil est conçu pour faire des mesures sur des poudres de roches. On met dans le dispositif tubulaire une petite masse de poudre pesée de l'échantillon, ce tube est placé au centre d'une bobine parcourue par un courant alternatif. On peut chauffer l'échantillon jusqu'à 700°C. Le principe de la méthode est basé sur un composé ferromagnétique les moments magnétiques portés par les ions ou les atomes tendent à s'ordonner dans l'espace, mais cette tendance est brisée par l'agitation thermique. Si cette dernière l'emporte, le composé devient paramagnétique.

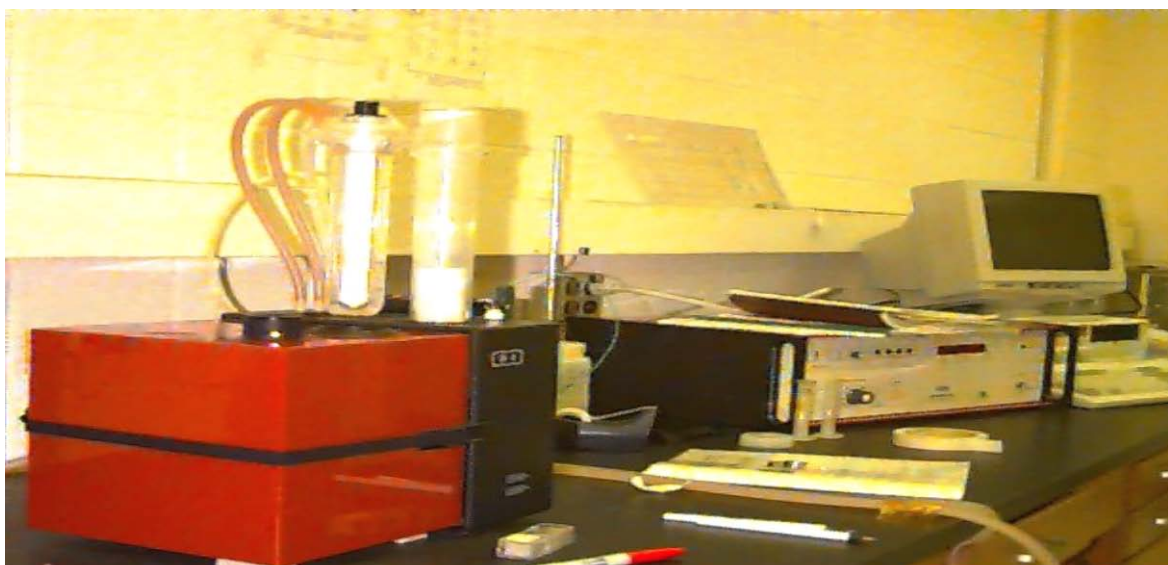


Fig.3.7. Photos du dispositif expérimental d'analyse thermomagnétique KLY-2.

La température de Curie (T_c) est la température à partir de laquelle se fait la transition entre le comportement ferromagnétique du corps et le comportement paramagnétique, elle est marquée sur les courbes thermomagnétiques enregistrées par une chute brutale de la susceptibilité magnétique. Cette température est spécifique pour chaque minéral comme elle est donnée au [Tableau 3.3. McElhinny et McFadden, \(2000\)](#) ont précisé dans ce tableau que la température de Curie de l'hématite varie de 675°C à 725°C et que plusieurs expériences dans ces dernières décennies proposent 696°C au lieu de 680°C .

Tableau 3.3. Propriétés magnétiques de quelques minéraux ferromagnétiques (d'après [McElhinny et McFadden, 2000](#)).

Minéral	Composition	Etat magnétique	M_s (10^3Am^{-1})	$T_c(^{\circ}\text{C})$
Magnétite	Fe_3O_4	Ferrimagnétisme	480	580
Ulvöspinel	Fe_2TiO_4	Antiferromagnétisme	-	-153
Hématite	$\alpha \text{Fe}_2\text{O}_3$	Antiferromagnétisme non colinéaire	≈ 2.5	675
Ilménite	FeTiO_3	Antiferromagnétisme		-233
Maghémite	$\gamma \text{Fe}_2\text{O}_3$	Ferrimagnétisme	380	590-675
Pyrrhotite	Fe_{1-x}S ($0 < x \leq \frac{1}{8}$)	Ferrimagnétisme	≈ 80	320
Greigite	Fe_3S_4	Ferrimagnétisme	125	≈ 330
Goethite	αFeOOH	Antiferromagnétisme avec parasite ferromagnétisme	≈ 2	120
Fer	Fe	Ferromagnétisme	1715	765

3.15. La diffractométrie des rayons X (DRX)

La DRX est une technique rapide et fiable utilisée pour analyser la matière cristallisée (minéraux, métaux, céramiques, produits organiques cristallisés). Son principe est basé sur la diffraction des rayons X sur la matière (Fig.3.8). Si on émet un faisceau de rayon X sur un cristal, il y a une interaction entre ce rayon et les électrons de la matière traversée et ces derniers sont à l'origine d'un phénomène de diffusion. Le faisceau diffracté est en fonction de la distance inter-réticulaire du réseau cristallin. Cette distance est donnée par la formule de Bragg :

$$n\lambda = 2d_{hkl} \sin(\theta) \quad (3.6)$$

n est l'ordre de réflexion (nombre entier).

λ est la longueur d'onde des rayons X.

d_{hkl} est la distance inter-réticulaire, c-à-d distance entre deux plans cristallographiques.

θ est le complément de l'angle d'incidence, c'est le double de cet angle que nous lisons sur le diagramme (Skoog et al., 2003).

L'étude du diagramme de DRX est basée sur la connaissance des positions des raies enregistrées sur le diagramme, elles sont exprimées en degré, c'est le double de l'angle de Bragg (2θ), chaque minéral est caractérisé par ses angles de position (2θ). L'identification d'un minéral se fait à partir d'une base de données indexée de ces raies. On peut aussi identifier un minéral en calculant la distance inter-réticulaire correspondante à l'angle de Bragg en Angstrom (Å). L'analyse de la forme, la hauteur et l'air des pics observés sur le diagramme peuvent nous renseigner sur l'état de cristallisation du minéral. Du point de vue quantitatif l'intensité des faisceaux diffractés par les faisceaux réticulaires est proportionnelle au pourcentage de minéraux, prenant en considération le coefficient d'absorption massique qui caractérise le pouvoir absorbant massique (Vatan, 1967).

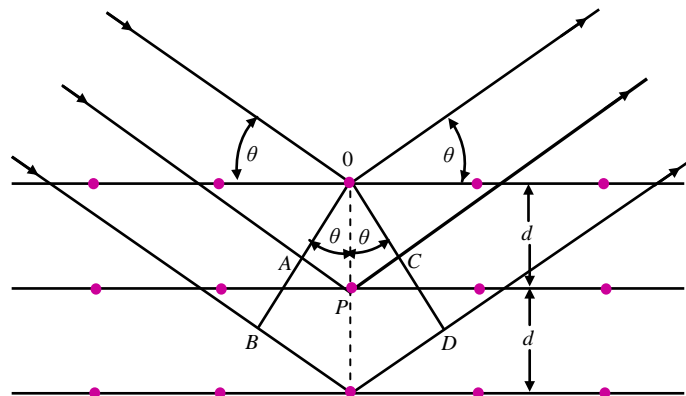


Fig.3.8. Schéma du principe de la méthode DRX (d'après Skoog et al., 2003).

3.16. Principe du microscope électronique à balayage (MEB)

Le microscope électronique à balayage (MEB) est un outil utilisant une technique d'analyse et d'observation locale des matériaux le plus utilisé récemment dans différents domaines, telles que la métallurgie (Wanga et al., 2008; Erdena, et al., 2014), la pétrographie (Singh et al., 2013) et l'étude des polymères en chimie (Sarac et Bardavit, 2004). Le chercheur Allemand Knoll (1935) est le premier à décrire le principe du MEB qui est basé sur les interactions de matériaux analysés avec un faisceau d'électrons focalisé, qui balaie la surface de l'échantillon avec une énergie comprise entre 0.5 et 35 Kv (Fig.3.9). Les différents rayonnements émis sous l'impact du faisceau d'électrons (électrons secondaires, électrons rétrodiffusés et rayons X) sont utilisés par différents détecteurs pour former des images exprimant les différentes propriétés du matériau (topographie, hétérogénéité de composition, et composition élémentaire locale respectivement) (Lynch, 2001).

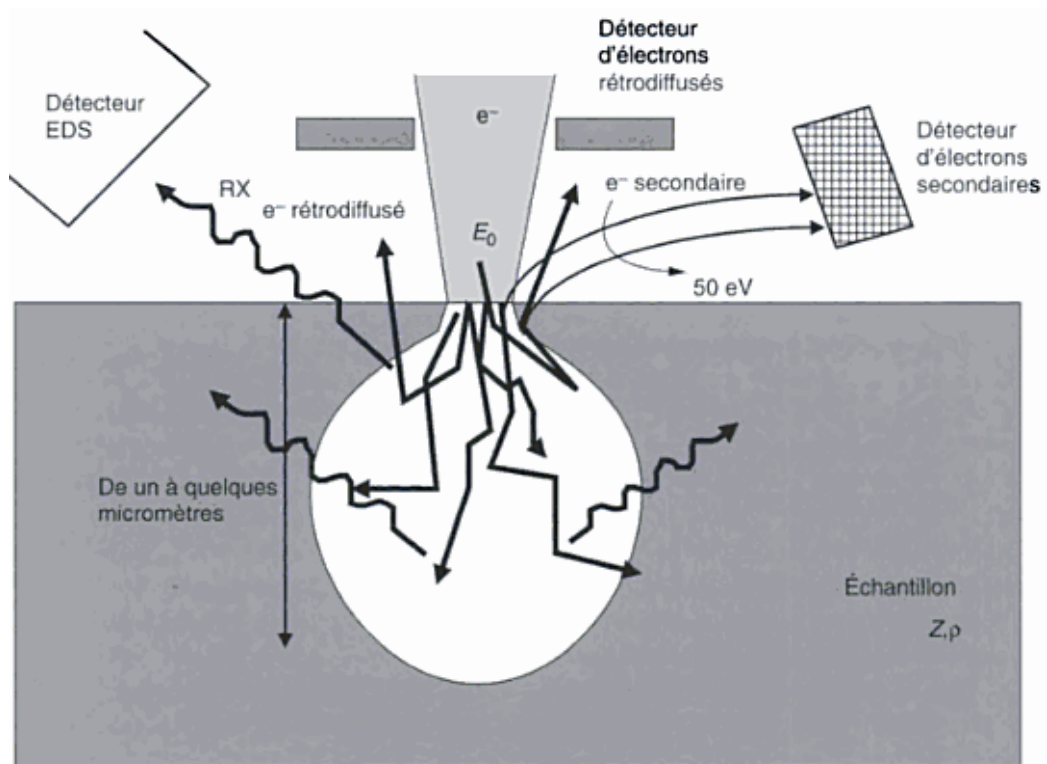


Fig.3.9. Les différents types d'interaction entre l'électron et la matière dans le MEB (d'après Lynch, 2001).

Le principe de la microanalyse par dispersion d'énergie (EDS) est basé sur l'interaction des électrons du faisceau primaire qui rentrent en interaction avec les atomes de surface de la matière de l'échantillon à analyser et produit des rayons X. Le rayonnement caractéristique est généré par un atome lors de la déionisation qui suit son choc inélastique avec l'électron. Ce rayonnement est spécifique pour chaque élément et sa détection permet l'analyse chimique

qui est basé sur le traitement des signaux pour trier les photons détectés et attribuer chaque photon de rayons X à un élément chimique, le comptage de l'énergie de ces photons permet de faire une analyse chimique quantitative. Le spectromètre à dispersion est intégré généralement dans un microscope électronique à balayage. Le détecteur EDS est composé essentiellement d'une diode de Silicium (Si) dopé avec Lithium (Li). Le refroidissement de la diode se fait par l'azote liquide. Les photons de rayons X détectés produisent des paires d'électrons, le nombre de ces derniers est proportionnel à l'énergie d'un photon (Martin et George, 1998; Pawlowski, 2003).

3.17. Principe de fonctionnement du magnétomètre à échantillon vibrant (VSM)

Les mesures des paramètres d'hystérésis et l'acquisition de l'aimantation rémanente isotherme à saturation (ARIs) ont été réalisées à température ambiante en utilisant un magnétomètre à échantillon vibrant (VSM). Le principe de fonctionnement du VSM est basé sur la loi de Faraday qui stipule qu'une force électromagnétique est générée dans une bobine, dans le cas de variation du flux reliant l'enroulement (Buschow et Boer, 2003).

Dans le dispositif de mesure, l'échantillon à mesurer est suspendu dans une tige qui se déplace dans la proximité de deux bobines de détection comme présenté en (Fig.3.10b). L'oscillateur fournit un signal sinusoïdal qui se transforme par l'assemblage de transducteur à une vibration verticale. Durant les mesures, l'échantillon doit être centré entre l'électroaimant et les bobines de détection et vibre verticalement à la direction du champ avec une certaine fréquence. Les bobines de détection génèrent un signal à la fréquence de vibration, ce signal est proportionnel aux moments magnétiques des dipôles de l'échantillon, de l'amplitude et de la fréquence de vibration. La conception de la bobine est faite d'une manière qu'elle est indépendante des variations du champ généré par l'électroaimant.

L'amplitude et la fréquence peuvent être mesurées séparément, en utilisant par exemple :

- ❖ un condensateur avec une série de plaques fixes et une série de plaques mobiles.
- ❖ Une bobine de détection et un aimant permanent.
- ❖ Un système de détection électro-optique.

Lors de la réception du signal par un amplificateur différentiel, le changement d'oscillation d'amplitude et de fréquence peut être compensé, le signal du courant, fourni par un détecteur synchrone suivi d'un filtre passe-bas, ne dépend que du moment magnétique. La génération du champ magnétique extérieur se fait à l'aide d'un électro-aimant puissant, la direction du champ est horizontale (Czichos et al., 2006).

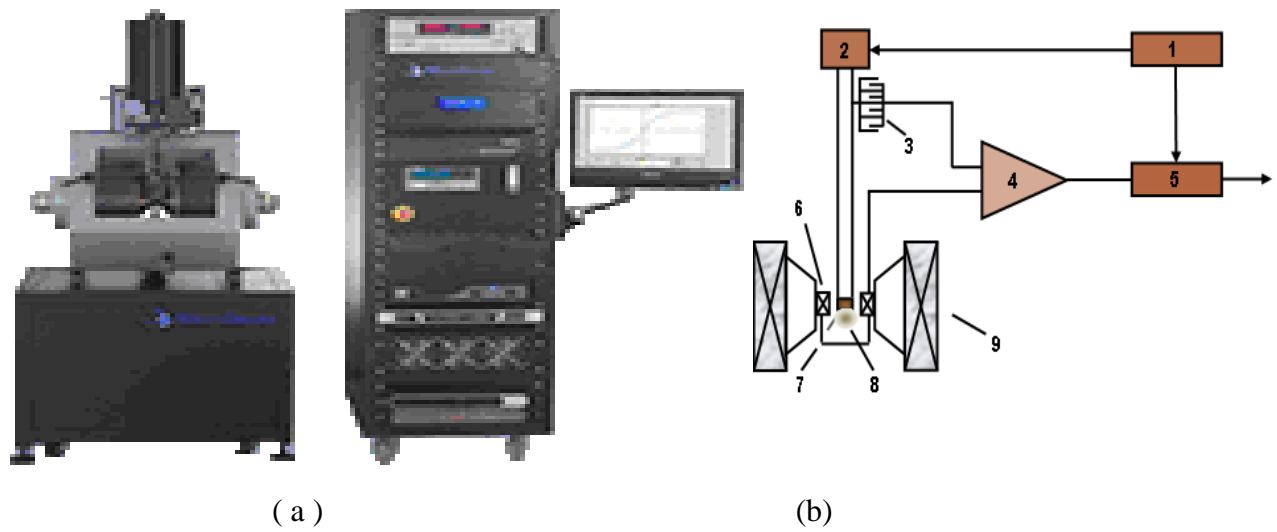


Fig.3.10 Outil VSM : (a) photos de l’outil VSM et (b) composition d'un simple VSM (1- oscillateur, 2- transducteur, 3- condensateur de mesure de fréquence et amplitude, 4- amplificateur différentiel, 5- détecteur synchrone, 6- bobine de détection, 7- échantillon, 8- capteur du champ H, 9- électroaimant) (d’après [Czichos et al., 2006](#)).

Chapitre 4. Etude de la minéralogie magnétique des échantillons

4.1. Introduction

L'existence des intervalles de forte susceptibilité magnétique (Ms) dans les carottes de puits nécessite une étude détaillée pour trouver les porteurs magnétiques. Beaucoup de chercheurs se sont intéressés à étudier la variation de Ms à faibles profondeurs et proche des réservoirs dans différents champs pétroliers dans le monde, pour trouver une relation directe entre ce paramètre et les hydrocarbures éventuelles.

[Foote \(1987\)](#) a étudié des anomalies de forte susceptibilité magnétique enregistrées lors d'une étude aéromagnétique dans quatre régions des USA. Cette étude révèle une relation entre les zones de production d'huile et de gaz et les anomalies de forte valeur de Ms mesurées dans les profils des puits verticaux. [Aldana et al. \(1999\)](#) ont étudié le contraste de Ms dans une anomalie aéromagnétique enregistrée en surface, au-dessus d'un réservoir pétrolier du sud-ouest du Vénézuëla. Cette anomalie est attribuée à la présence d'un minéral magnétique secondaire produit par le milieu réducteur, induit par le réservoir pétrolier. [Costanzo-alvarez et al. \(2000\)](#) ont étudié le contraste de la susceptibilité magnétique enregistrée dans les déblais de forage proche de la surface dans 11 puits pétroliers. L'analyse des résultats montre l'existence de deux types d'anomalie de Ms, une anomalie A observée uniquement dans trois puits liée à la présence de fer (Fe) et d'agrégats de forme sphérique et une anomalie B qui reflète le contraste de la lithologie. [Perez-Perez et al. \(2011\)](#) ont étudié la susceptibilité magnétique des déblais de forage dans 20 puits distribués dans 8 champs au Vénézuëla, les résultats trouvés montrent que les valeurs moyennes de Ms dans les puits productifs sont quatre fois plus élevées que dans les puits non productifs.

Ce chapitre est consacré aux résultats pratiques obtenus à partir des mesures de Ms dans les puits étudiés qui traversent le réservoir de quartzites du Hamra, sud-ouest du champ de Hassi Messaoud. L'étude de la minéralogie magnétique est une étape nécessaire pour connaître les porteurs magnétiques dans les échantillons étudiés. Les analyses de ces échantillons par DRX ont été effectuées pour identifier les minéraux magnétiques, ainsi que des analyses en microscope électronique à balayage (MEB) ont été réalisées, en se basant sur les observations des lames minces près des zones de forte susceptibilité magnétique. Ces techniques combinées ont été utilisées par plusieurs chercheurs pour étudier la nature et la morphologie

des minéraux magnétiques. On peut citer par exemple les travaux de [Aldana et al. \(1999\)](#), [Huliselan et al. \(2010\)](#) et [Zhu et al. \(2012\)](#).

L'objectif principal de cette partie du travail sert à analyser la relation entre la fracturation du réservoir des quartzites de Hamra et les différents paramètres pétrophysiques obtenus par diagraphies, et identifier les porteurs magnétiques dans les échantillons prélevés, dans les intervalles à forte susceptibilité magnétique mesurée dans les carottes des puits étudiés.

4.2. Analyse de la susceptibilité magnétique, de la fracturation et des paramètres pétrophysiques

Dans cette étude, les données des carottes sont calibrées par rapport aux données des diagraphies pour tous les puits étudiés pour que les deux mesures reflètent le même point dans le réservoir étudié, tout en évitant tout décalage des données entre eux. Une analyse des différents paramètres pétrophysiques a été faite dans les intervalles à forte susceptibilité magnétique pour des puits représentatifs.

Dans le puits #118, 1351 mesures de susceptibilité magnétique sont obtenues à partir d'une longueur de carottes de 27 m ([Fig.4.1](#)). Le puits étudié est caractérisé par un large intervalle de fortes valeurs de susceptibilité magnétique par rapport aux autres puits, il s'étend de 3321.54 à 3326.22 m. La densité de fractures qui est définie comme le nombre de fractures par mètre est égale à 2 f/m dans cet intervalle. La valeur moyenne de M_s dans cet intervalle est 14.71×10^{-6} SI. Les valeurs du gamma ray varient de 26.68 à 78.17 API, ce qui montre la propreté du réservoir étudié. Dans cet intervalle, les valeurs moyennes de la porosité neutron, la densité et la saturation en hydrocarbure sont respectivement 7.97 %, 2.54 g/cm³ et 46.40 %. On note que les fortes valeurs de M_s dans cet intervalle correspondent approximativement à une augmentation des valeurs de la densité de fractures et du gamma ray. On remarque aussi que dans le réservoir du puits étudié, il y a des intervalles marqués par une densité de fracture de 1 f/m, mais la susceptibilité magnétique est très faible, ce qui est peut être du soit à l'absence de minéralisation magnétique de ces fractures ou à leur ouverture.

L'analyse des données de valeurs de la susceptibilité magnétique mesurées dans le puits #114 montre des fortes valeurs de M_s dans l'intervalle 3260.6 à 3262.02 m ([Fig.4.2](#)), qui est du à la présence de minéraux magnétiques dans ces fractures. L'outil de diagraphies CBIL a détecté trois fractures de type partiellement ouvertes dans cet intervalle et le gamma ray moyen est égal à 13.33 API. Dans cet intervalle, la porosité neutron atteint 13.49 % et la saturation en hydrocarbure est voisine de 70 %. On remarque aussi un autre intervalle de forte valeur de susceptibilité magnétique entre la profondeur 3265.62 et 3266.36 m. Dans ces intervalles, la

susceptibilité magnétique atteint 12×10^{-6} SI, la densité de fractures F_d égale à 4 f/m et la porosité neutron N_{phi} est égale à 11.21 %. En dehors de ces deux intervalles, la M_s est faible. Selon les réponses obtenues, on remarque que la susceptibilité magnétique se combine bien avec les données de diagraphies. Les fortes valeurs de susceptibilité magnétique correspondent à une augmentation du gamma ray et de la porosité neutron, et une diminution de la densité, alors que la saturation en hydrocarbure est presque constante dans cet intervalle. L'augmentation de la densité de fractures est accompagnée par des valeurs du gamma ray élevées, ce qui peut justifier la présence de minéraux magnétiques dans des fractures remplies d'argile, ou la présence de zones de stylolithes argileuses.

Dans les enregistrements des mesures de susceptibilité magnétique des carottes du puits#119 (Fig.4.3), on note 4 intervalles remarquables de fortes valeurs de susceptibilité magnétique. Le premier intervalle est entre la profondeur 3342 et 3342,98 m, le deuxième entre 3344.25 et 3345.87, le troisième est localisé entre 3346.54 et 3347.21 m et le dernier est observé sous forme d'un pique de susceptibilité magnétique à 3348.68 m. L'absence d'enregistrement du log d'imagerie dans le puits étudié nous a incité à faire un comptage direct des fractures dans les carottes du puits étudié. Ce qui a permis d'obtenir une remarquable densité de fractures dans ces intervalles de forte M_s , la densité de fracture trouvée varie de 6 à 11 f/m. La porosité neutron et la densité moyenne dans ces intervalles est égale respectivement à 0.93 % et 2.56 g/cm³, la saturation en hydrocarbure varie de 73.85 % à 86.04 %. Dans le puits#113 (Fig.4.4), l'enregistrement du log d'imagerie de puits par l'outil UBI a commencé à partir de la profondeur 3251 m, donc elle n'a pas pu détecter des fractures dans cet intervalle de forte susceptibilité magnétique entre la profondeur 3242.68 et 3245.92 m, mais le comptage direct des fractures à partir des carottes de puits montre une densité de fracture qui varie de 4 à 6 f/m. Les autres puits étudiés dans ce travail sont représentés en (Fig.4.5) et (Fig.4.6). L'observation à l'œil nu des carottes de puits étudiées confirme les différents types de fractures enregistrés par les outils de diagraphies d'imagerie, et l'existence de quelques stylolithes. D'après les enregistrements des logs d'imagerie et l'analyse des carottes de puits étudiées dans le réservoir des quartzites de Hamra, on a remarqué d'une façon générale dans la majorité des puits étudiés, que les fortes valeurs de susceptibilité magnétique se localisent ou coïncident avec les fortes valeurs de densité de fractures, du gamma ray et dans des intervalles saturés en hydrocarbure. Mais d'un autre côté, on a remarqué d'autres intervalles fracturés, mais sans enregistrement de valeurs de susceptibilité magnétique importantes.

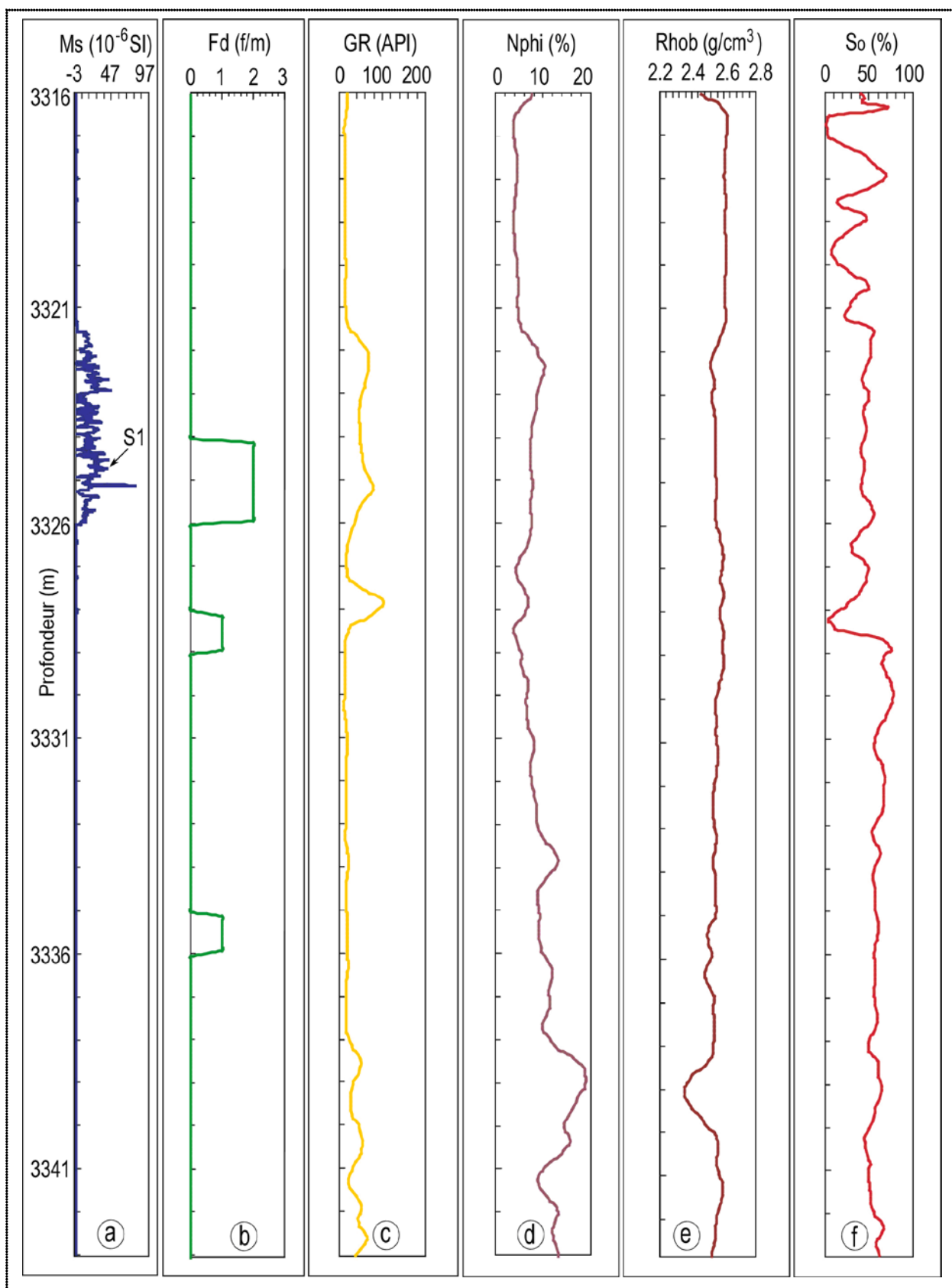


Fig.4.1. Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #118 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.

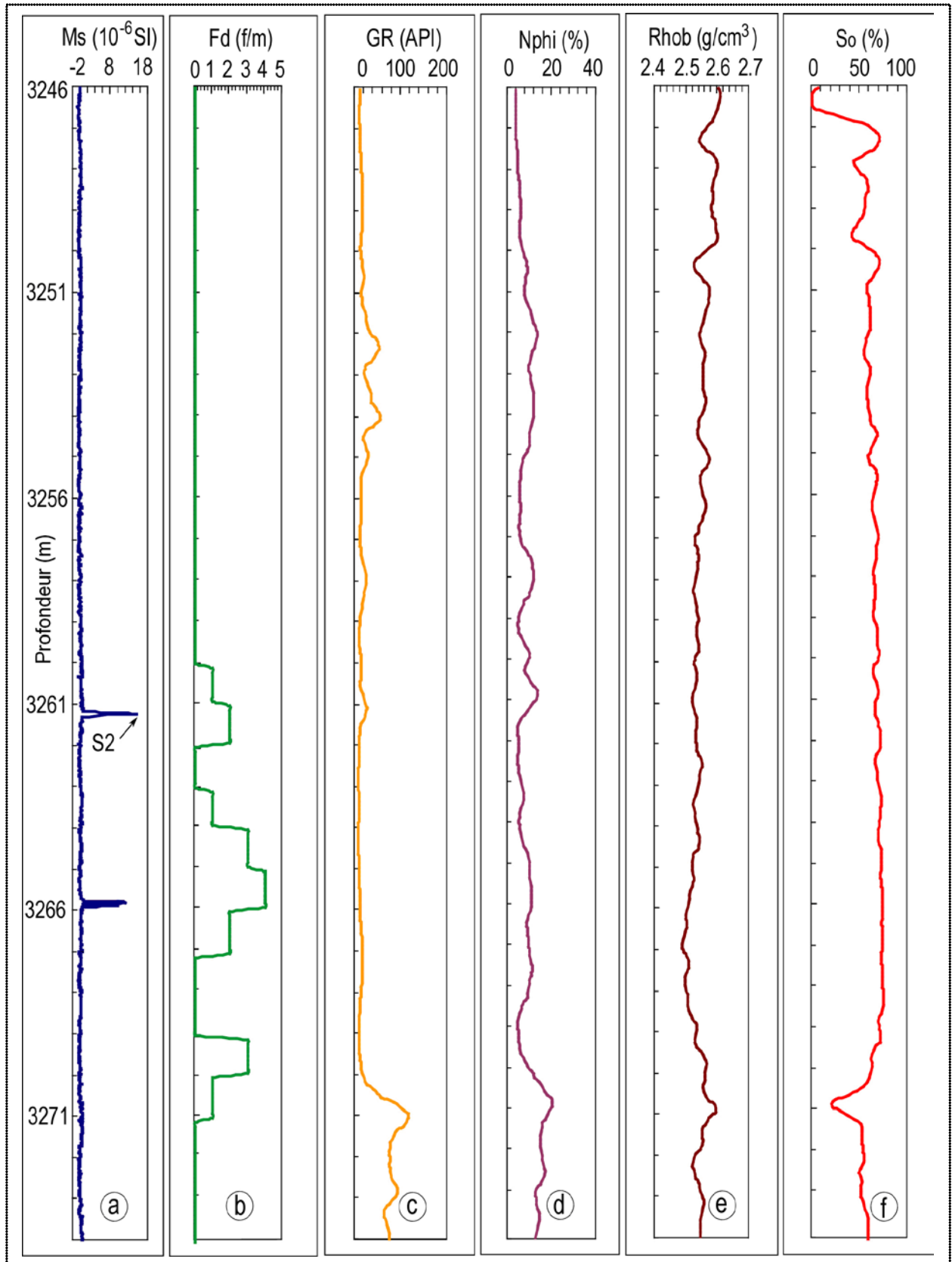


Fig.4.2. Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #114 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.

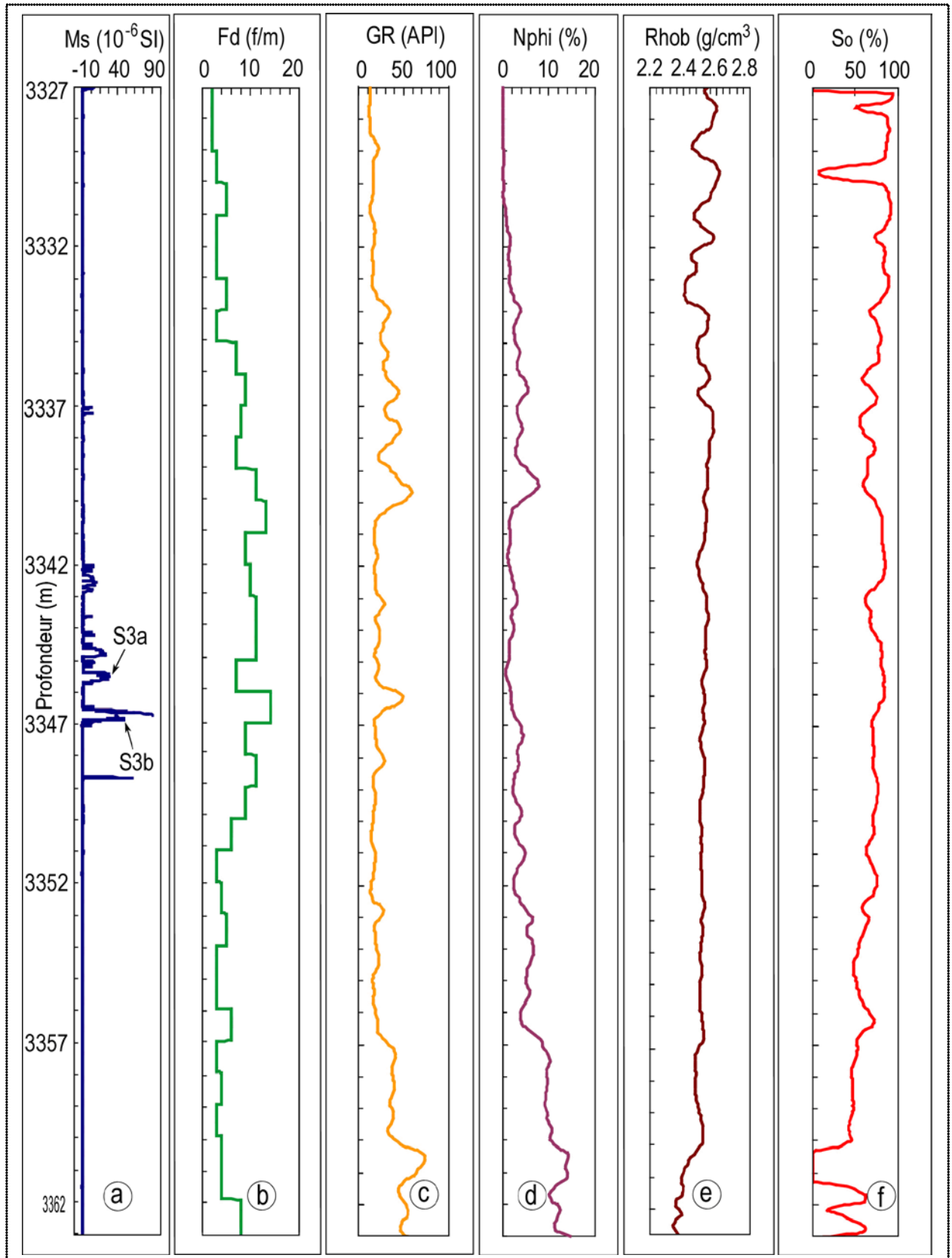


Fig.4.3. Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #119 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.

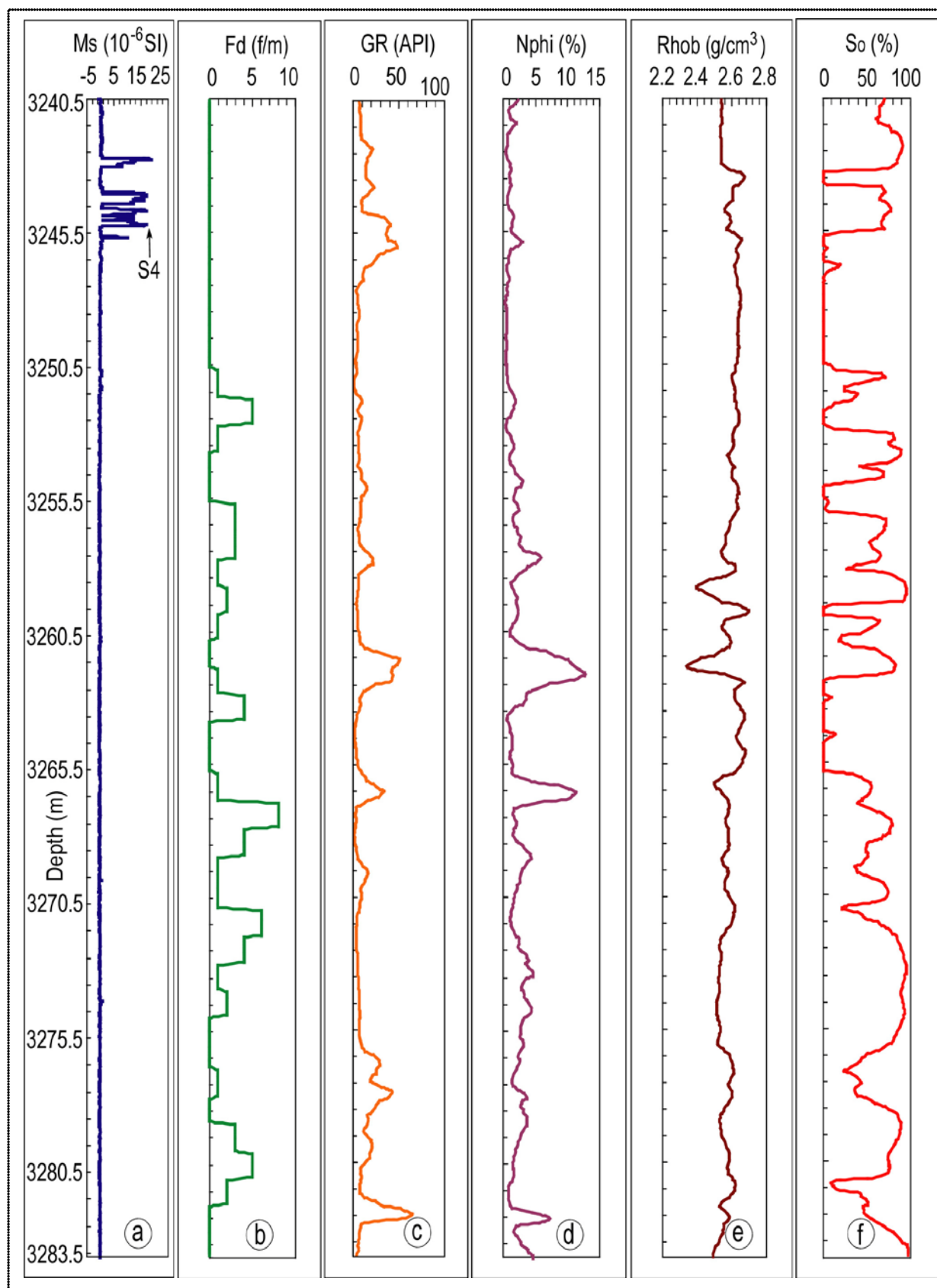


Fig.4.4. Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagrapies dans le puits #113 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.

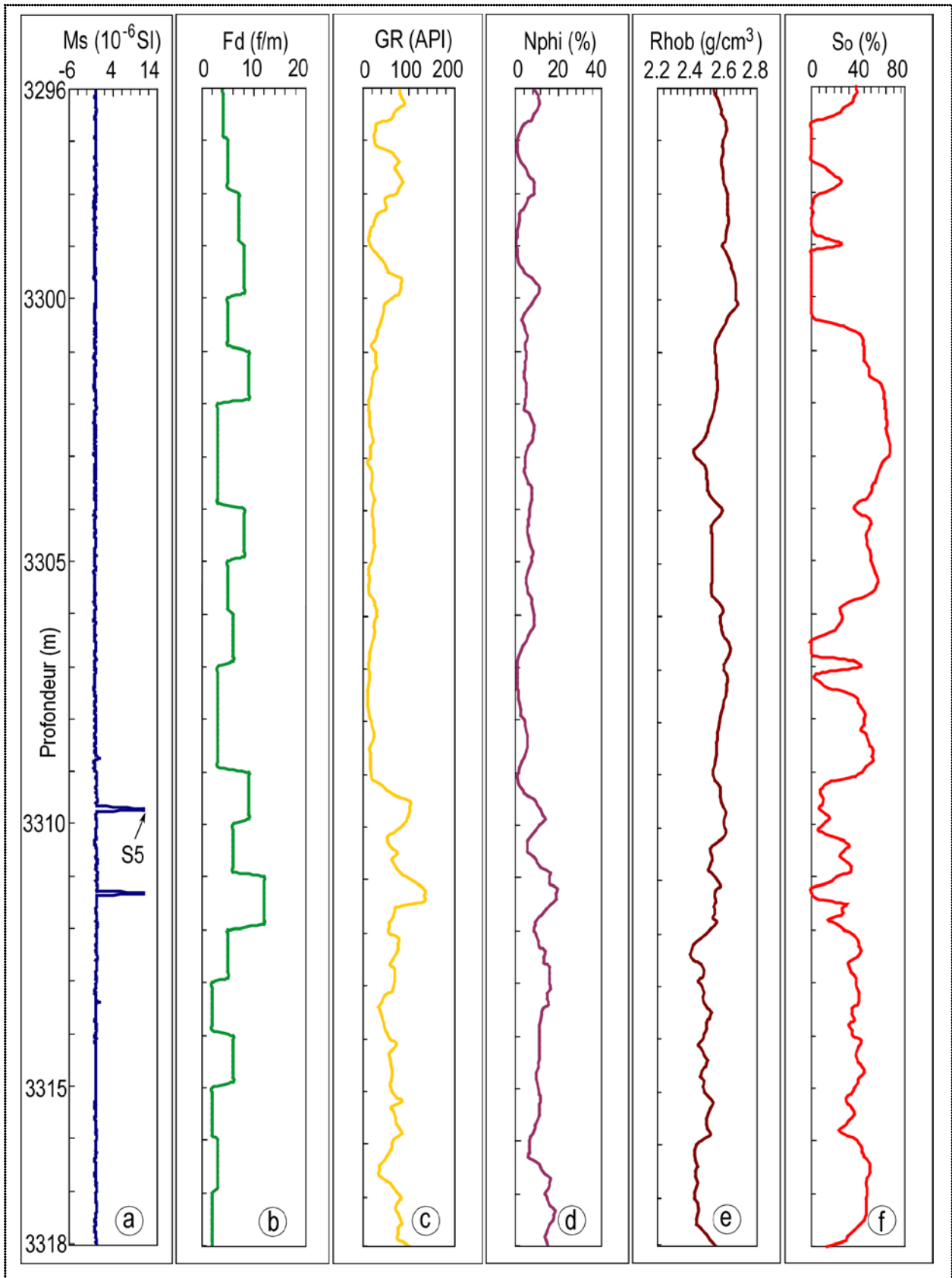


Fig.4.5. Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #110 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.

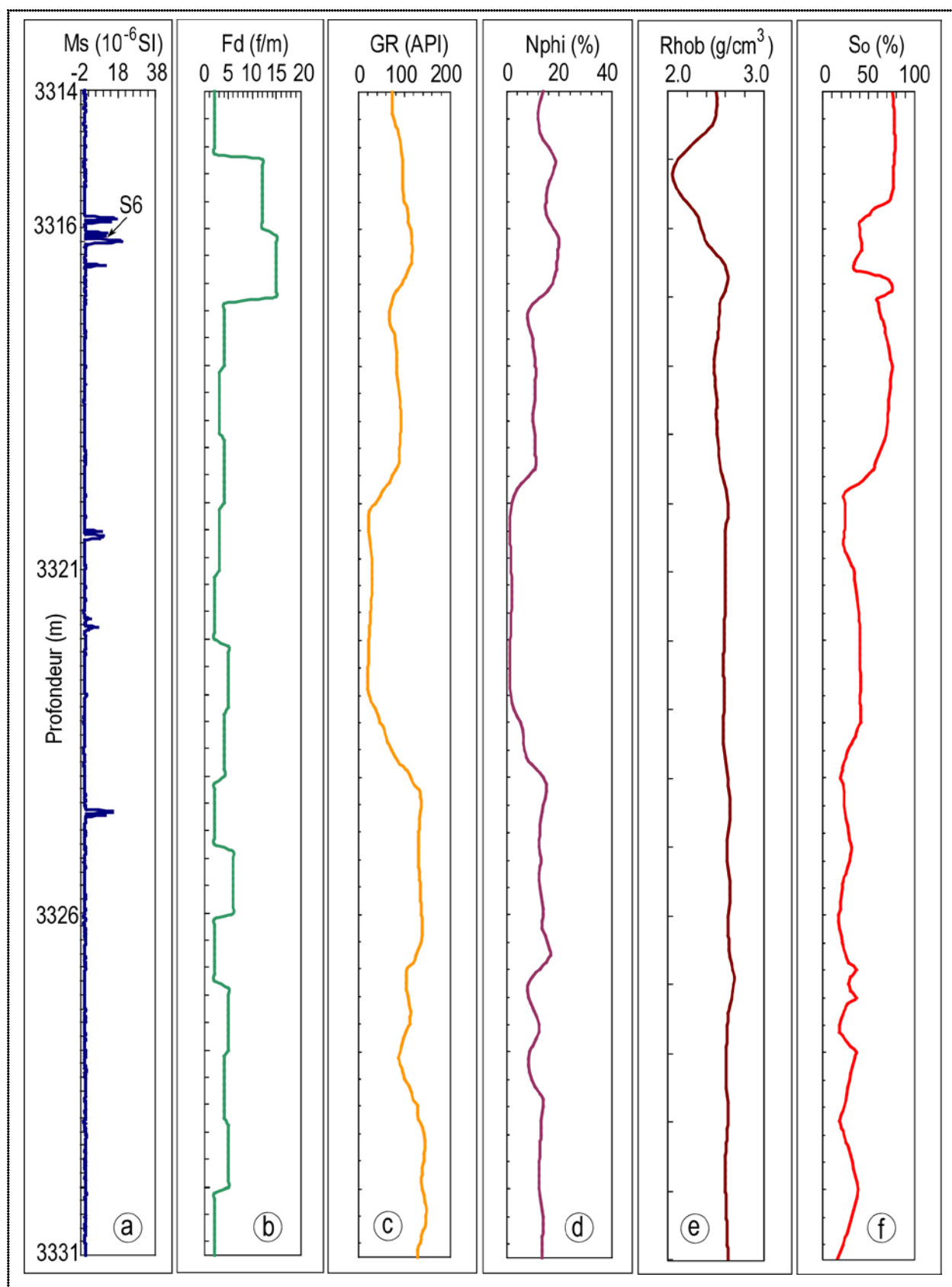


Fig.4.6. Enregistrements de la susceptibilité magnétique et données de diagraphies dans le puits #105 : (a) susceptibilité magnétique, (b) densité de fractures, (c) gamma ray, (d) porosité neutron, (e) densité et (f) saturation en hydrocarbure.

4. 3. Analyse des fractures dans les puits étudiés

La localisation et l'orientation des fractures sont très importantes dans l'exploitation des puits pétroliers, surtout dans le cas des réservoirs compacts, tel que le réservoir de quartzites de Hamra, qui est caractérisé par une faible porosité et une faible perméabilité. La production d'huile dans ce type de réservoir se fait uniquement à partir des fissures naturelles ou artificielles (fracturation hydraulique). On revanche, dans ces réservoirs compacts la production d'huile est contrôlée par la densité de fractures ouvertes ou partiellement ouvertes dans les puits. Dans cette étude, les fortes valeurs de susceptibilité magnétique mesurées sur les carottes sont observées dans les intervalles très fracturés. L'analyse des différents types de fractures obtenues par les outils d'imagerie des diagraphies UBI et CBIL et les carottes de puits montrent l'existence de trois types de fractures (ouvertes, partiellement ouvertes et fermées), avec la dominance de fractures partiellement ouvertes. La localisation et l'orientation de ces fractures dans les puits sont déterminées à l'aide des enregistrements par les outils de diagraphie UBI ou CBIL. L'orientation globale des fractures dans le réservoir de quartzites de Hamra est représentée à l'aide d'un diagramme de Rose calculé sous Matlab. L'observation à l'œil nu des carottes de puits étudiées confirme les différents types de fractures enregistrées par les outils des diagraphies d'imagerie sur les logs d'imagerie, une densité plus élevée de stylolithes dans les intervalles fracturés est observée.

Le puits #118 contient essentiellement 8 fractures partiellement ouvertes, l'orientation de ces fractures est NW-SE, elles sont représentées en (Fig.4.7a). Dans le puits #113, l'outil UBI a détecté 64 fractures, 10 fractures sont ouvertes et les autres sont partiellement ouvertes. L'orientation de la majorité de ces fractures est de direction NW-SE et NE-SW (Fig.4.7b).

Dans le puits #114, 17 fractures sont détectées dans la formation quartzitique de Hamra par l'outil de diagraphie UBI, uniquement une fracture est ouverte et les autres fractures sont partiellement ouvertes. Le diagramme de Rose montre que la majorité de ces fractures sont orientées NE-SW (Fig.4.7c). L'orientation globale des fractures dans la zone d'étude est déterminée à partir des puits contenant l'enregistrement des imageries des puits#111, 118, 113, 114, 115, 117, 116 et puits #107. 195 fractures ont été détectées, 93% de ces fractures sont partiellement ouvertes. L'orientation globale de ces fractures est NE-SW et NW-SE, (Fig.4.7d).

L'orientation des fractures trouvée dans les puits étudiés montre qu'il y a une analogie avec les travaux de surface faites par Massa et al. (1972) dans les affleurements des formations cambro-ordoviciennes du Tassili des Ajjers. Les résultats trouvés montrent qu'un nombre

important de fractures détectées dans les puits étudiés (Fig.4.7d) ont presque la même direction que celle trouvée en surface au Tassili des Ajers ($N60^\circ$). Ce type de fracture est considéré comme d'origine tectonique (Massa et al., 1972). Cette direction de fractures est perpendiculaire aux mouvements distensifs, de direction NW-SE dans les formations cambro-ordoviciennes et parallèle à la direction viséenne (phase hercynien précoce) (Boudjema, 1987). Ces résultats nous laissent supposer que l'origine de ces fractures est tectonique.

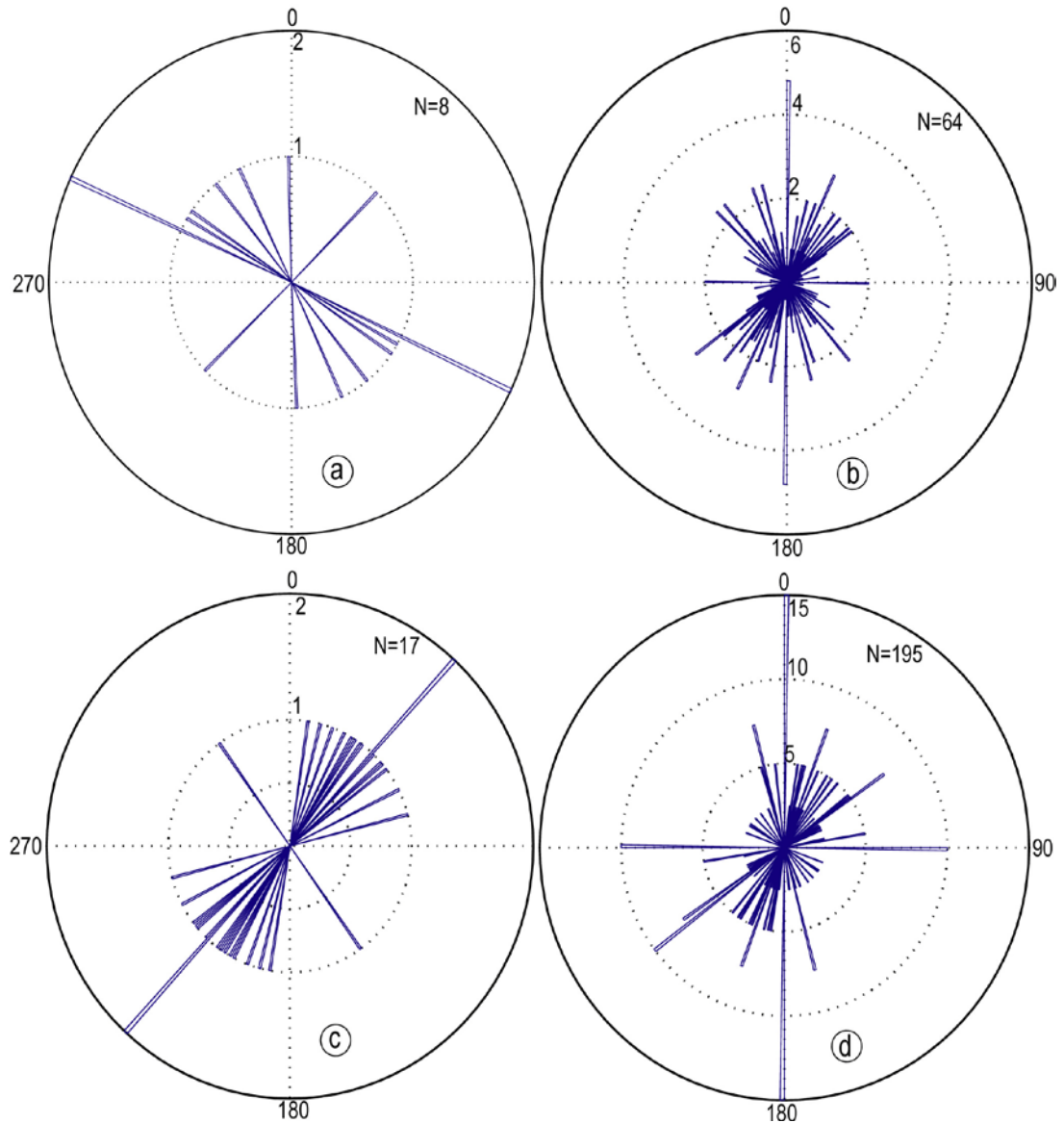


Fig.4.7. Diagramme de Rose montrant l'orientation des fractures dans les puits: (a) puits#118, (b) puits#113, (c) puits#114 et (d) puits#118, 113, 114, 111, 115, 117, 116 et 107.

L'orientation des fractures dans les puits influe directement sur la productivité. Ogunyemi et al. (2009) ont montré dans une étude sur des puits horizontaux du champ de Hassi Messaoud, que les puits avec forte densité de fractures sont généralement corrélés avec un fort débit de

production, le long des fractures d'orientation proche de la direction de contrainte maximale horizontale δ_H . Les puits avec faible densité de fractures, où dominent les fractures d'orientation oblique ou perpendiculaire à la contrainte δ_H , ont généralement montré un faible débit de production.

4.4. Analyse des échantillons par diffraction des rayons X (DRX)

L'analyse des échantillons par la technique de diffraction des rayons X (DRX) a été réalisée à l'institut de physique du globe de Strasbourg, elle permet d'identifier les différents types de minéraux rentrant dans la composition minéralogique des échantillons étudiés. L'échantillon est préparé sous forme d'une poudre de diamètre inférieur à $125\ \mu\text{m}$. Le broyage est fait dans un mortier en agate. L'échantillon n'a subi à aucun traitement chimique, thermique ou autre. L'appareil utilisé pour caractériser les minéraux est un diffractomètre DRX Brüker (modèle D5000). Le balayage est effectué de 3 à 65° , par pas de 0.02° et durant d'une durée de temps de $2\ \text{s}$. L'anticathode de l'appareil utilisé est composée de cuivre (Cu, $40\ \text{kV}$ - $30\ \text{mA}$). Le principe de fonctionnement de l'appareil, consiste à envoyer des rayons X sur cet échantillon, un détecteur fait le tour de l'échantillon pour mesurer l'intensité des rayons X selon une direction. Pour des raisons pratiques, on fait tourner l'échantillon en même temps, ou éventuellement on fait tourner le tube produisant les rayons X.

La composition du diagramme obtenu par DRX sur l'échantillon S6 par exemple met en évidence l'existence d'un minéral de quartz, qui est marqué par un grand pic sur le diagramme montrant sa dominance dans la composition de l'échantillon étudié. Le quartz est marqué sur le diagramme par les distances inter-réticulaires (3.34 , 2.45 , 1.82 , 1.54 et $4.26\ \text{\AA}$) (Fig.4.8). L'hématite est le seul minéral magnétique apparue dans le diagramme enregistré, avec des distances inter-réticulaires (2.70 , 2.52 , 1.84 et $1.70\ \text{\AA}$). Le minéral argileux détecté par la méthode DRX dans l'échantillon S6 est l'illite, il est détecté sur le diagramme à une distance inter réticulaire de ($9.99\ \text{\AA}$). On remarque aussi la présence de traces de dolomite.

Le diagramme de DRX enregistré sur l'échantillon S2 montre aussi l'existence d'un minéral magnétique, qui est la magnétite (voir [Annexe](#)).

La méthode de DRX a mis en évidence l'existence de minéraux magnétiques (hématite, magnétite) dans les échantillons étudiés. L'absence d'autres minéraux magnétiques est probablement due à la résolution de l'appareillage ou à leurs faibles pourcentages dans les échantillons étudiés, ce qui nécessite l'emploi d'autres méthodes pour identifier les porteurs magnétiques existants.

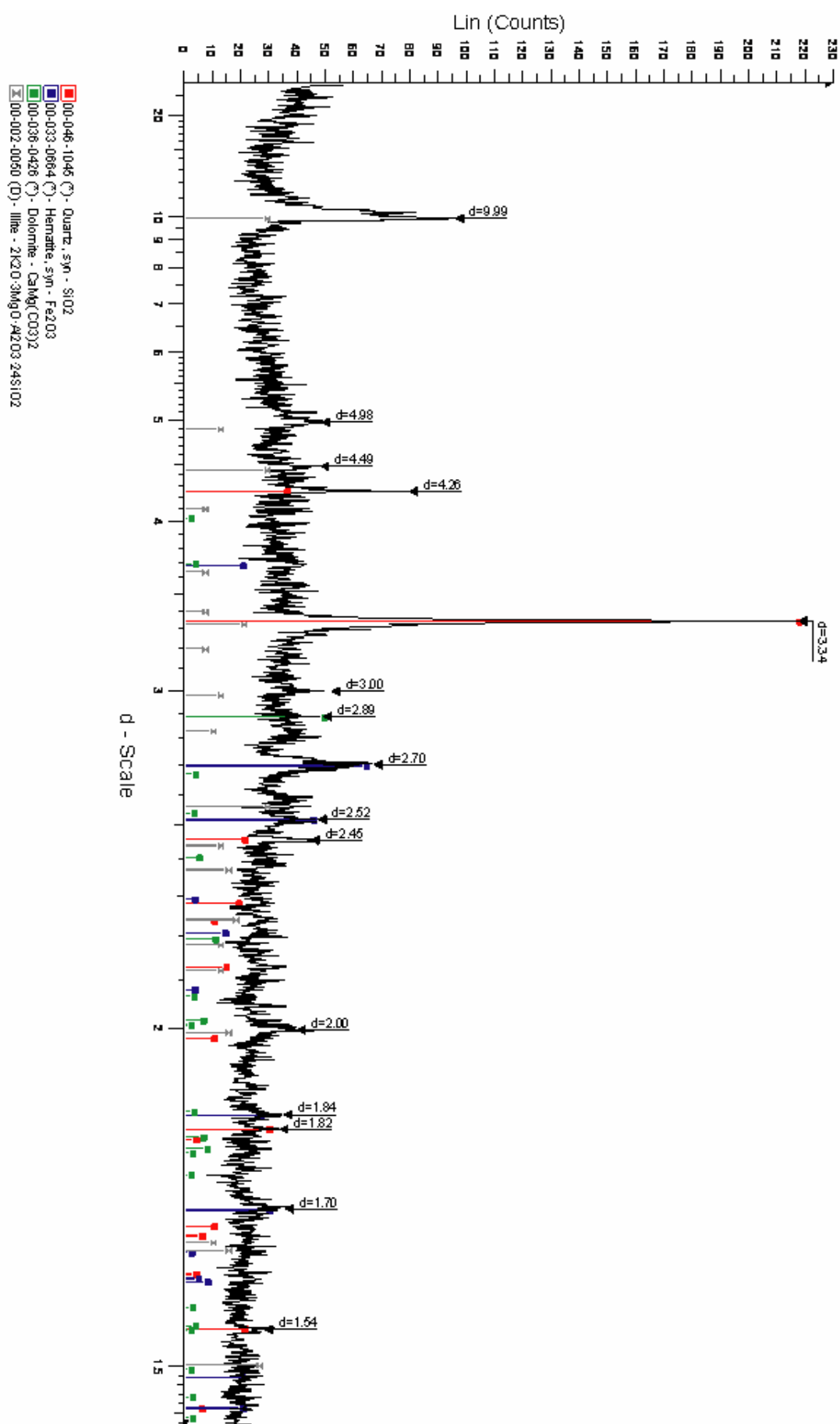


Fig.4.8. Diagramme de DRX de l'échantillon S6.

4.5. Analyse par microscope électronique à balayage (MEB)

L'appareil utilisé pour l'observation des échantillons étudiés est un JEOL Scanning Microscope JSM 840 couplé à un spectromètre à dispersion d'énergie EDS TN 5500 Tacor de l'institut de physique du globe de Strasbourg. L'étude a pour but d'identifier ou de déterminer l'existence des minéraux magnétiques dans les lames minces des échantillons prélevés dans les zones de forte susceptibilité magnétique dans le puits#118 et le puits#110. Les observations microscopiques sont faites sur des lames minces polies après leur carbonisation pour détecter la présence de minéraux ferromagnétiques sur leurs surfaces. Dans l'échantillon S1-1 (Fig.4.9) plusieurs minéraux magnétiques de couleur brillante sont détectés, ils sont sous forme de baguettes de différentes longueurs situées entre les grains de quartz. La longueur des trois petits minéraux observés au milieu de la figure est de l'ordre de $7.5\mu\text{m}$. Les autres minéraux observés sont de longueurs supérieures, ils atteignent $15\mu\text{m}$. L'analyse du diagramme EDX de l'échantillon S1-1 (Fig.4.10) montre l'existence de Titane (Ti), magnésium (Mg), Silicium (Si) et oxygène (O), avec des intensités de Ti et Si très importantes marquées sur le diagramme. Ces éléments sont probablement les éléments de la composition du minéral rutile.

Dans l'échantillon S1-2 (Fig.4.11), on observe un minéral brillant caractérisé par un grand contraste par rapport aux autres minéraux, qui est un indice d'un minéral magnétique caractérisé par un numéro atomique plus lourd. Ce minéral magnétique est de forme fibreuse peut être un oxyde de fer, il est situé entre les grains de quartz, sa longueur est de l'ordre de $60\mu\text{m}$. L'analyse ponctuelle par EDX des minéraux magnétiques sur la surface de la lame mince polie de cet échantillon montre l'existence des éléments Fe, Mg, Al, Si, et O (Fig.4.12). Dans l'échantillon S5 (Fig.4.13), on observe un minéral dispersé sur la surface de la lame mince, d'une dimension de l'ordre de $10\mu\text{m}$. Ce minéral est contrasté par rapport aux grains de quartz, mais il se trouve avec une très faible quantité. L'analyse de EDX montre une intensité élevée de l'oxygène, même dans cet échantillon, on remarque l'existence des éléments de Fe, Ti, Si, Mg et O, qui rentrent dans la composition minéralogique des minéraux magnétiques (Fig.4.14).

Les observations microscopiques des lames minces sur le MEB montrent l'existence d'éléments qui rentrent dans la composition chimique des minéraux magnétiques, ce qui prouve l'existence de ces minéraux dans les échantillons étudiés. Pour connaître ces porteurs magnétiques, on a fait appel aux mesures thermomagnétiques (appareil KLY-2 pour chauffer

et refroidir la poudre d'échantillon et mesurer la susceptibilité magnétique, dont le but d'évaluer le type de minéraux ferromagnétiques).

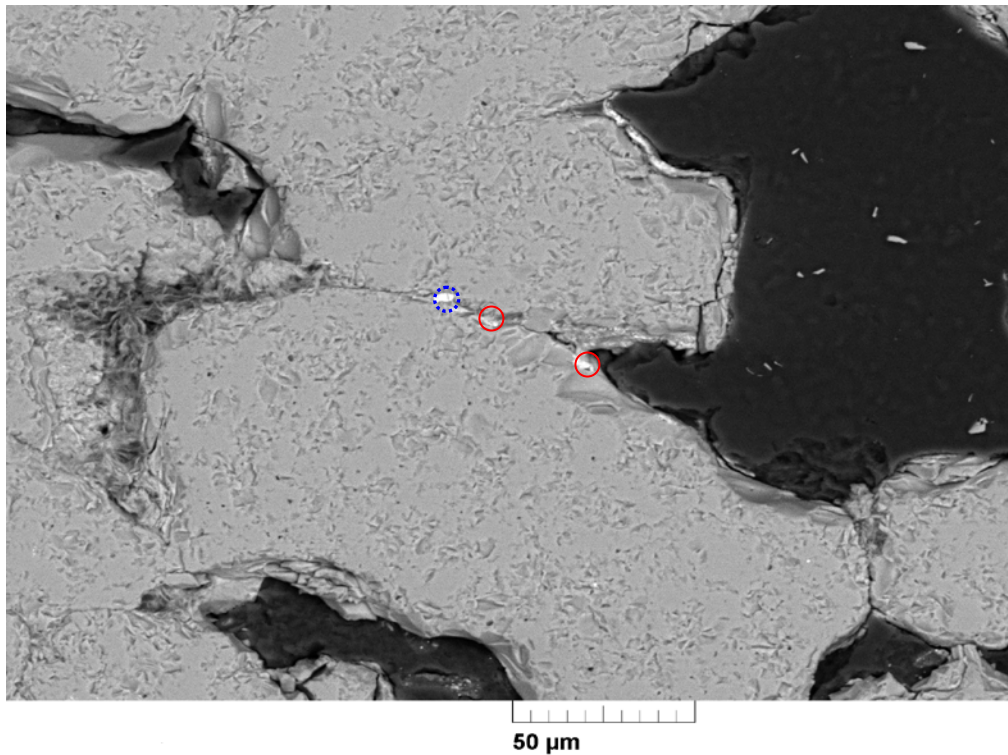


Fig.4.9. Photographie de la surface de la lame mince réalisée au MEB (échantillon S1-1).

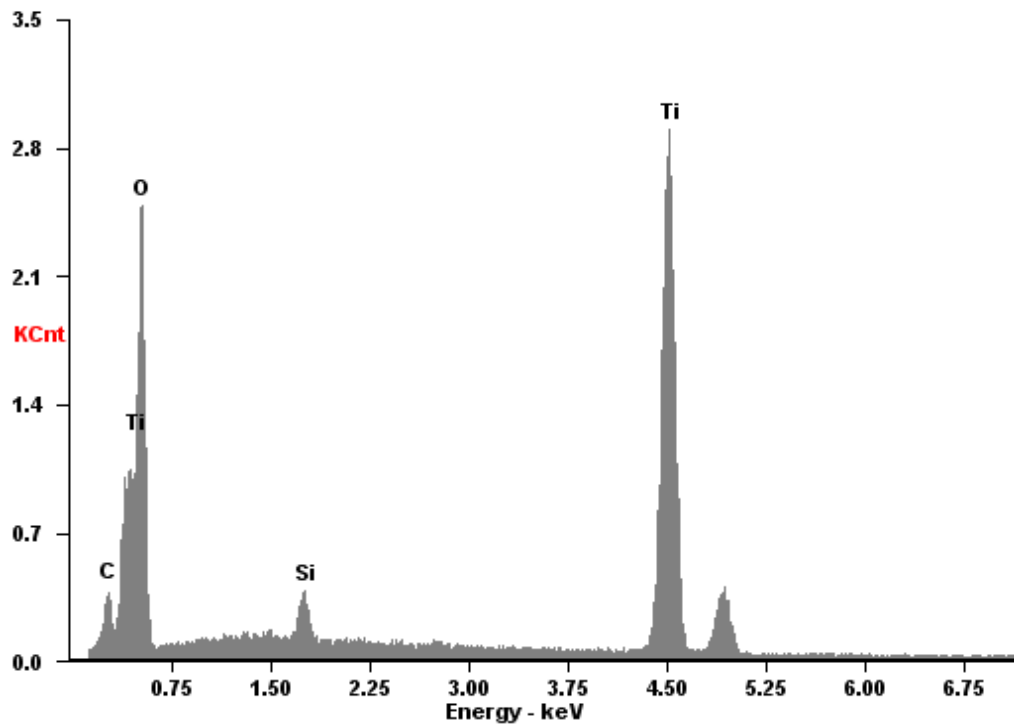


Fig.4.10. Diagramme de l'analyse EDS de l'échantillon S1-1.

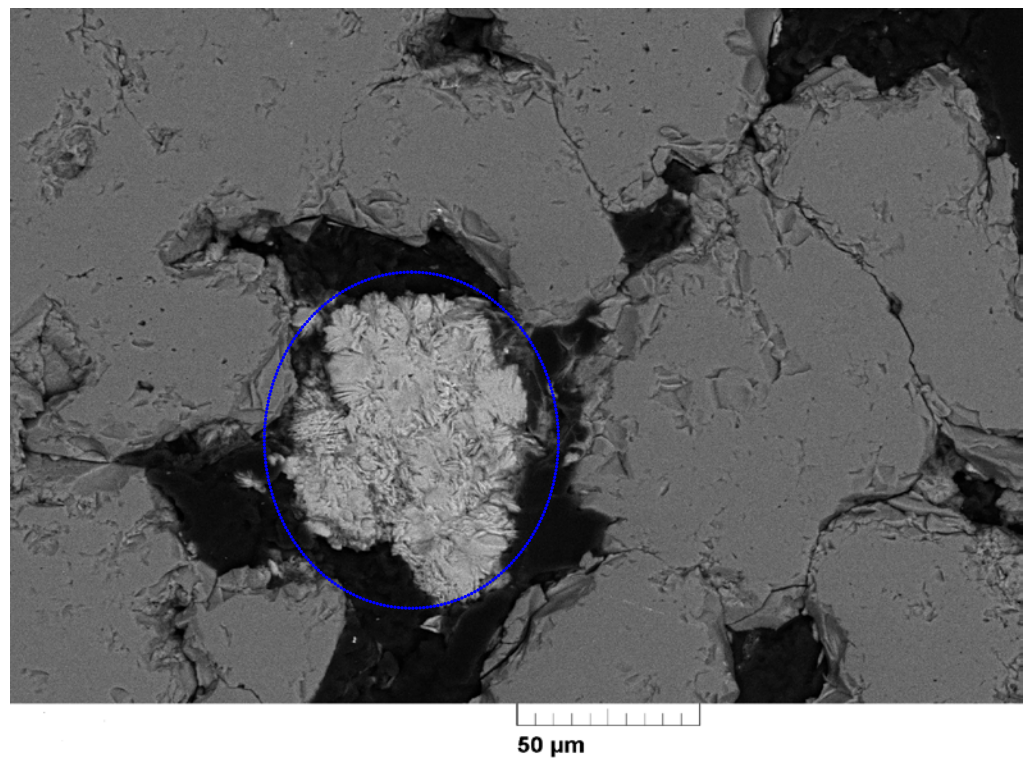


Fig.4.11. Photographie de la surface de la lame mince réalisée au MEB (échantillon S1-2).

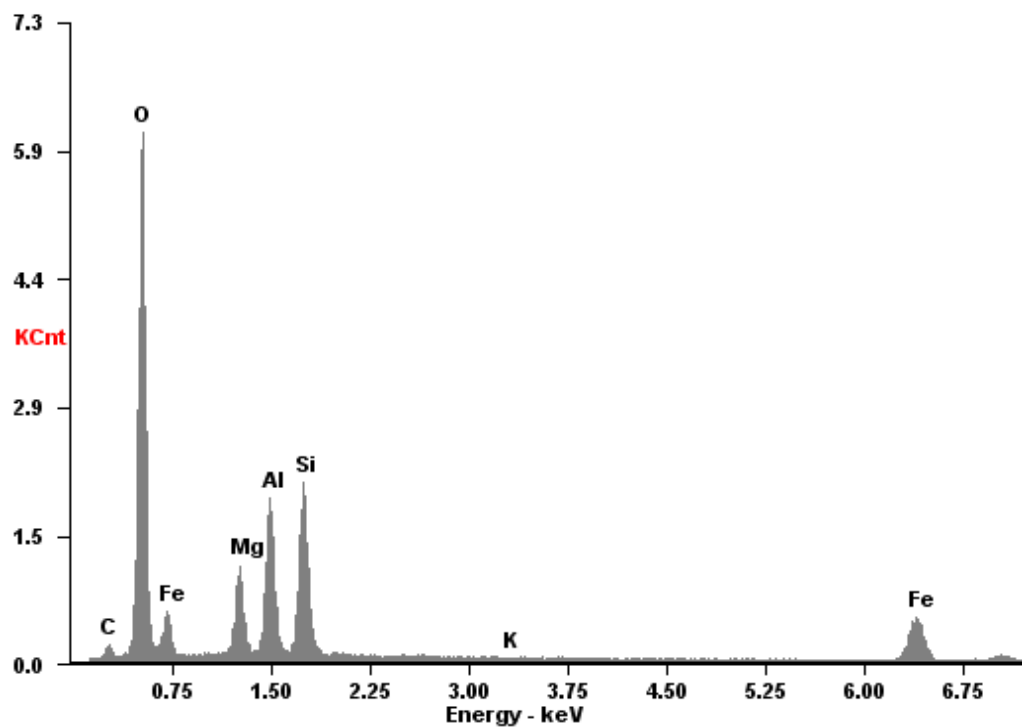


Fig.4.12. Diagramme de l'analyse EDS de l'échantillon S1-2.

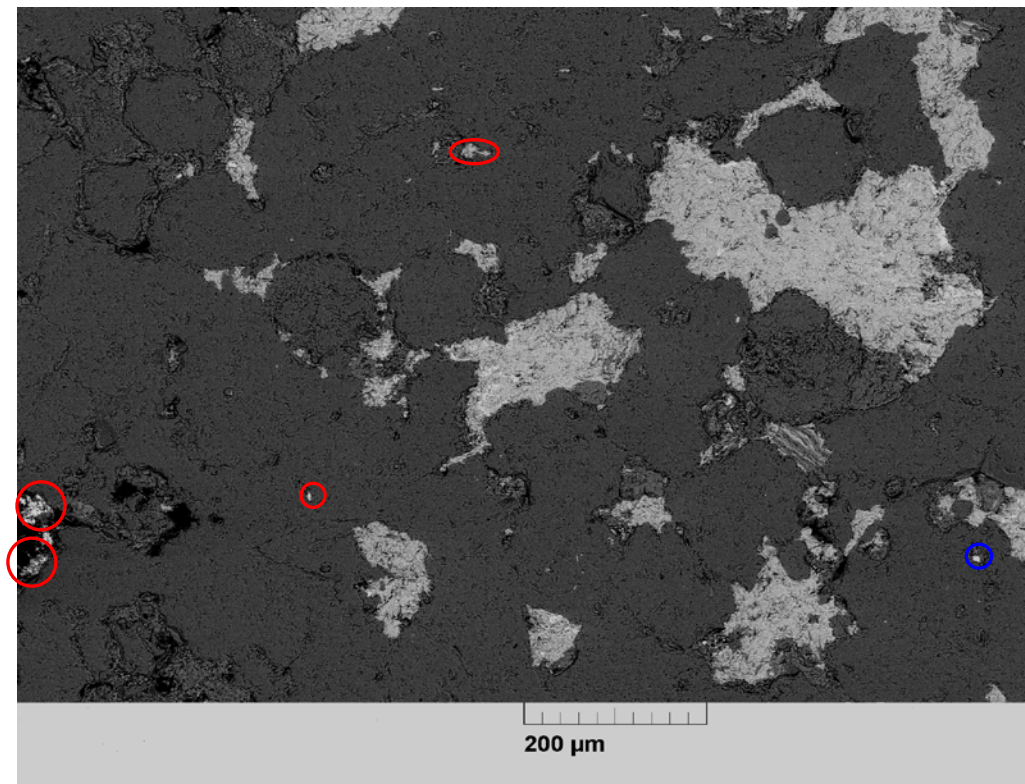


Fig.4.13. Photographie de la surface de la lame mince réalisée au MEB (échantillon S5).

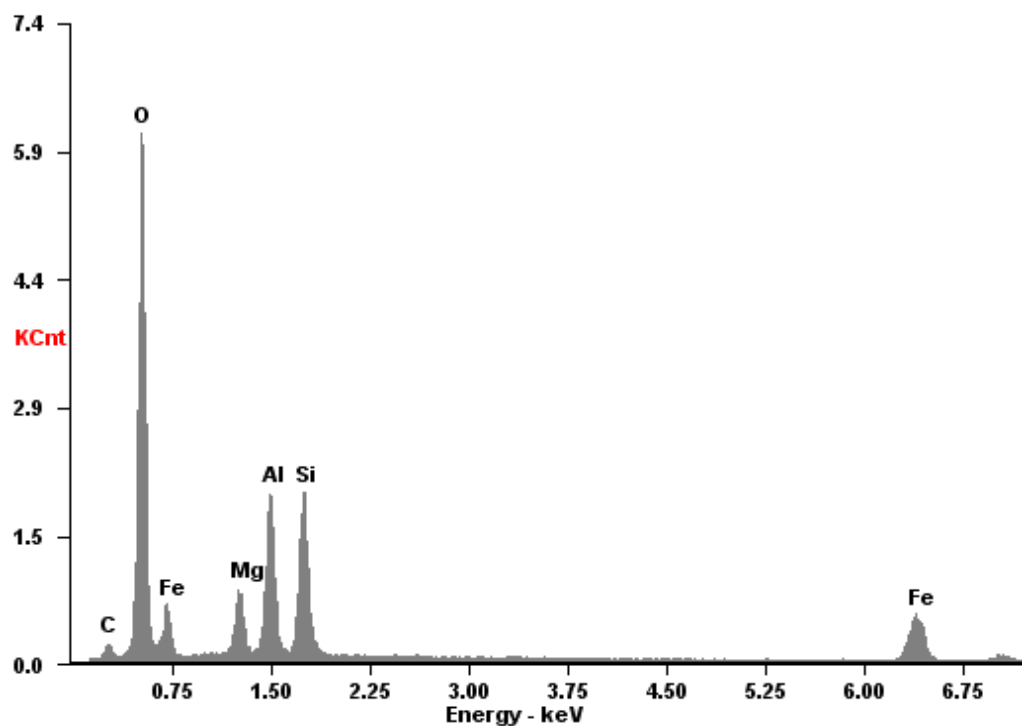


Fig.4.14. Diagramme de l'analyse EDS de l'échantillon S5.

4.6. Identification et interprétation de la minéralogie magnétique

Afin d'identifier les porteurs magnétiques responsables de l'aimantation rémanente dans les échantillons et d'obtenir des informations sur les minéraux magnétiques, plusieurs expériences ont été effectuées, à savoir (i) la mesure de la susceptibilité magnétique en fonction de la température (courbes thermomagnétiques continues). Les minéraux ferromagnétiques ont la particularité de perdre leurs propriétés magnétiques au-dessus d'une température dite température de Curie. La mesure de la susceptibilité magnétique en fonction de la température nous renseigne sur les phases magnétiques présentes, leur stabilité thermique et minéralogique (ii) le cycle d'hystérésis et (iii) l'aimantation rémanente isotherme à saturation ARIs.

4.6.1. Mesure thermomagnétique

Les échantillons pris dans les intervalles de forte susceptibilité magnétique des carottes de puits étudiées sont mis en poudre (quelques mg) pour être analysés. Le but des mesures des courbes de chauffe et de refroidissement thermomagnétiques sert à identifier les minéraux magnétiques, en se basant sur leurs températures de Curie.

Dans les courbes thermomagnétiques enregistrées dans l'échantillon (S6) (Fig.4.15a), on observe que la variation de la susceptibilité magnétique en fonction de la température est très faible durant la chauffe d'une façon qu'on ne peut pas distinguer facilement la température de Curie qui est d'environ 680°C, cette dernière relève l'existence de l'hématite. Pendant le cycle de refroidissement, on remarque une grande augmentation de la susceptibilité magnétique qui est due à la formation d'un minéral ou de minéraux magnétiques marqués par leurs fortes susceptibilités magnétiques. Une diminution de la M_s est observée pendant le refroidissement à la température de 523°C et une légère augmentation est encore remarquée à partir de 200°C.

Dans les courbes de l'échantillon (S5) (Fig.4.15b), on observe une légère augmentation de la M_s enregistrée à partir de 300°C et une augmentation est enregistrée à partir de 430°C qui est due à une formation d'un minéral magnétique probablement de la pyrrhotite (Liu et al., 1999), une température de Curie est repérée à 580°C marquée par une chute de M_s , ce qui prouve l'existence de la magnétite. La M_s est presque annulée à la température de blocage 680°C qui est un indicateur de l'hématite. Pendant le cycle de refroidissement une brusque augmentation est remarquée à partir de la température de 600°C qui relève la formation d'un minéral magnétique de forte M_s , et une légère augmentation de M_s est encore observée à la température de 400°C.

A partir des courbes de l'échantillon (S4), deux températures de Curie sont repérées successivement pendant la chauffe à 580°C et 680°C, qui marquent l'existence de la magnétite et l'hématite. Durant le cycle de refroidissement une augmentation de M_s est remarquée à partir de la température de 90°C, qui est due à la formation de minéraux magnétiques pendant la chauffe (Fig.4.15c).

Les mesures thermomagnétiques dans l'échantillon (S2) marquent une chute de M_s pendant la période de chauffe à la température de Curie repérée à 530°C, cette dernière est un indicateur d'existence de la magnétite avec des grains poly domaine de tailles très fines (Dunlop et Özdemir, 1997). Une autre température de Curie est remarquée à 680°C qui correspond à l'existence de l'hématite. Durant la période du refroidissement une augmentation brutale de M_s est observée à partir de la température 620°C qui est due à une formation d'un minéral secondaire caractérisé par une grande susceptibilité magnétique, une diminution de M_s est observée dans la courbe de refroidissement à partir de 260°C qui correspond à une température de déblocage de la pyrrhotite multidomaine (Fig.4.15d).

Les courbes de chauffe et de refroidissement dans les échantillons (S1) et (S3b) (Fig.4.15e,f) sont presque semblables. Une augmentation de la température est remarquée dans les deux échantillons à environ 410°C dans l'échantillon (S1) et à partir de 400°C dans l'échantillon (S3b), ce qui est peut être due à une formation d'un nouveau minéral magnétique, probablement la pyrrhotite dans l'échantillon (S3b). Une chute de M_s est observée à la température de Curie d'environ 580°C, ce qui montre l'existence de la magnétite, une autre température de Curie est relevée à 680°C, en accord avec la présence de l'hématite. Les courbes de refroidissement marquent une grande augmentation de la susceptibilité magnétique à partir de 580 et 600°C dans les deux échantillons (S1) et (S3b) successivement, puis une chute et une augmentation de la susceptibilité sont enregistrées successivement aux températures 480°C et 280°C dans l'échantillon (S1). La forme des courbes thermomagnétiques de chauffe obtenue dans l'échantillon (S3a) est presque semblable aux courbes de chauffe obtenues dans les échantillons (S1) et (S3b), mais dans la courbe de refroidissement de l'échantillon (S3a), après une augmentation de M_s à partir de 600°C, on observe presque une stabilisation de M_s , puis une légère augmentation, ensuite une chute rapide et linéaire à partir de 340°C. Cette dernière correspond à la température de déblocage de la pyrrhotite, probablement de grains mixtes à cause de l'échantillon (S3a) qui est composé de grains monodomaines (SD) et superparamagnétiques (SP) (Fig. 4.18); mais dans les courbes de refroidissement dans l'échantillon (S1), la chute de M_s est marquée à 480°C (Fig.4.15e).

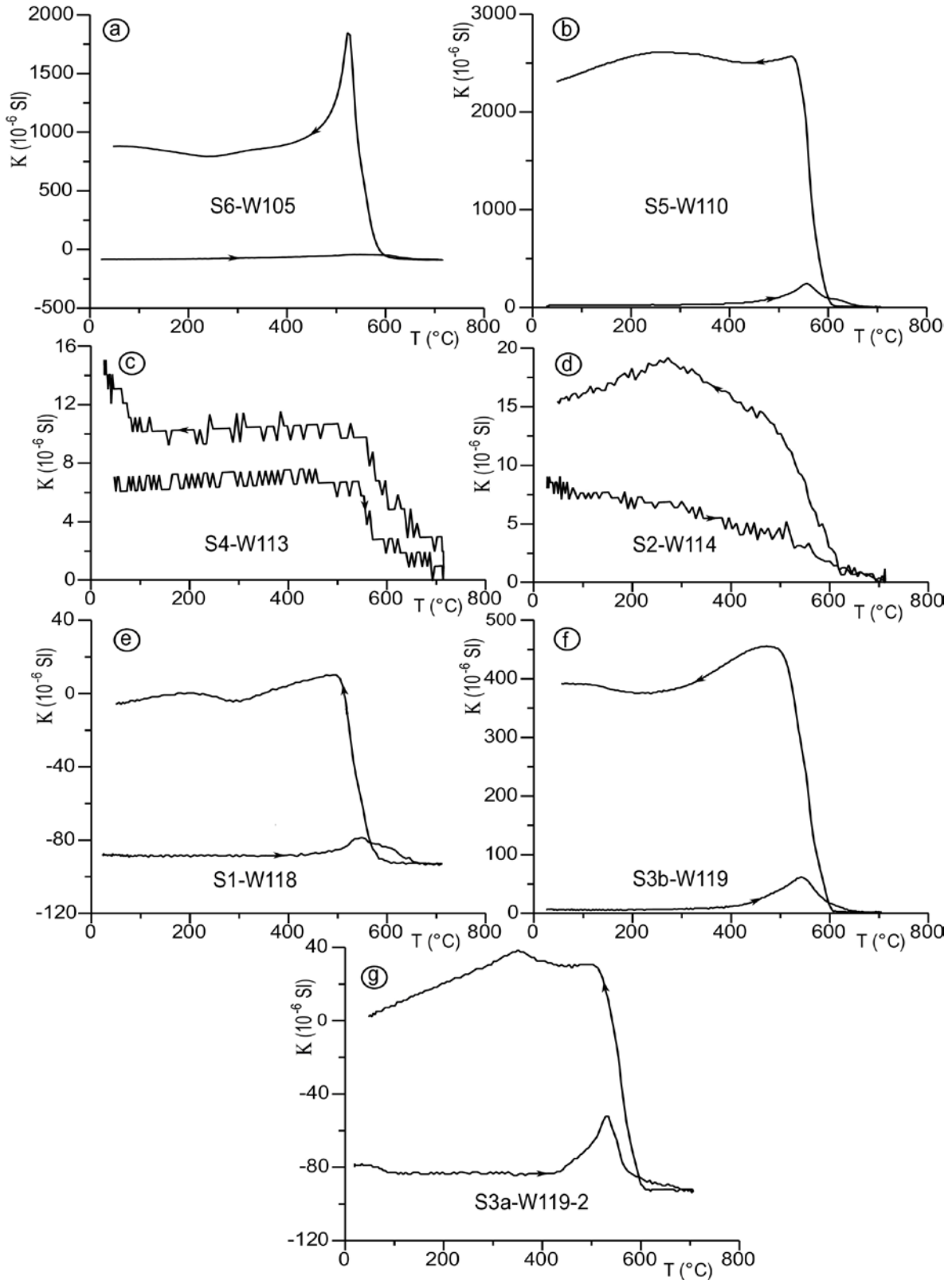


Fig.4.15. Courbes thermomagnétiques des échantillons des puits étudiés (S6-W105: échantillon S6 du puits#105).

La présence de la magnétite dans les échantillons S1, S3a, S3b, et S5 n'est pas certaine à cause de son apparition après une augmentation de la susceptibilité magnétique. Ce qui signifie

qu'une transformation minéralogique est réalisée, c-à-d au moins une partie de ces phases résulte d'une transformation minéralogique (Essalhi, 2009). Analysant les diagrammes de la (Fig.4.15), on peut noter que la plupart des échantillons peuvent contenir deux ou trois porteurs magnétiques. Dans certaines courbes thermomagnétiques, les échantillons montrent des transformations minéralogiques durant la chauffe, corroborées par leurs températures de blocage (Fig.4.15b,e,f,g). Certaines transformations ne sont pas visibles en raison de l'alignement des courbes de chauffe et de refroidissement. Ces transformations sont prouvées par l'irréversibilité de la courbe de refroidissement, représentée par un écart avec la courbe de chauffe (Fig.4.15a). D'après les résultats obtenus, on remarque que la forte augmentation de la susceptibilité magnétique pendant le refroidissement est due à la formation d'un ou de plusieurs minéraux magnétiques. Cette formation est remarquée par des pics de M_s pendant la chauffe et l'irréversibilité des courbes pendant le refroidissement de l'échantillon.

4.6.2. Mesure de l'aimantation rémanente isotherme

Les mesures de l'aimantation rémanente isotherme à saturation (ARIs) sont faites sur une partie des poudres des échantillons prévus pour les mesures thermomagnétiques. Les mesures de l'ARIs consistent à appliquer sur l'échantillon un champ magnétique alternatif croissant allant de 0 à 1.5 T et de mesurer à chaque fois l'aimantation rémanente dans l'échantillon après l'annulation de ce champ. Le but de ces mesures est d'identifier les minéraux magnétiques, en se basant sur leur aimantation à saturation isotherme qui est un paramètre spécifique pour chaque minéral magnétique. Le champ nécessaire pour saturer un échantillon ainsi que la quantité d'aimantation à saturation sont variables selon la nature et la taille des grains magnétiques.

Les mesures d'ARIs dans les échantillons S1, S3a, S3b, S5, et S6 sont presque semblables (Fig.4.16). On remarque que malgré l'augmentation du champ magnétique jusqu'à 1.5 T, la saturation des échantillons n'est pas atteinte, ce qui montre la forte coercivité des minéraux magnétiques dans ces échantillons qui est supérieur à 1.5 T. Ces minéraux sont soit de la goethite ou de l'hématite (Dunlop et Özdemir, 1997). L'analyse de DRX montre l'existence de l'hématite dans l'échantillon S6, confirmée également par les mesures thermomagnétiques dans cet échantillon. Les mesures d'ARIs obtenues dans l'échantillon S3b (Fig.4.16f) montrent l'existence de deux minéraux magnétiques : (i) l'un de faible coercivité magnétique dont l'aimantation rémanente de saturation est de l'ordre de 72 mT, marquée par une saturation rapide de l'échantillon, ce minéral est probablement de la magnétite, (ii) l'autre de forte coercivité magnétique et dont la saturation n'est pas atteinte, ce qui correspond à l'hématite.

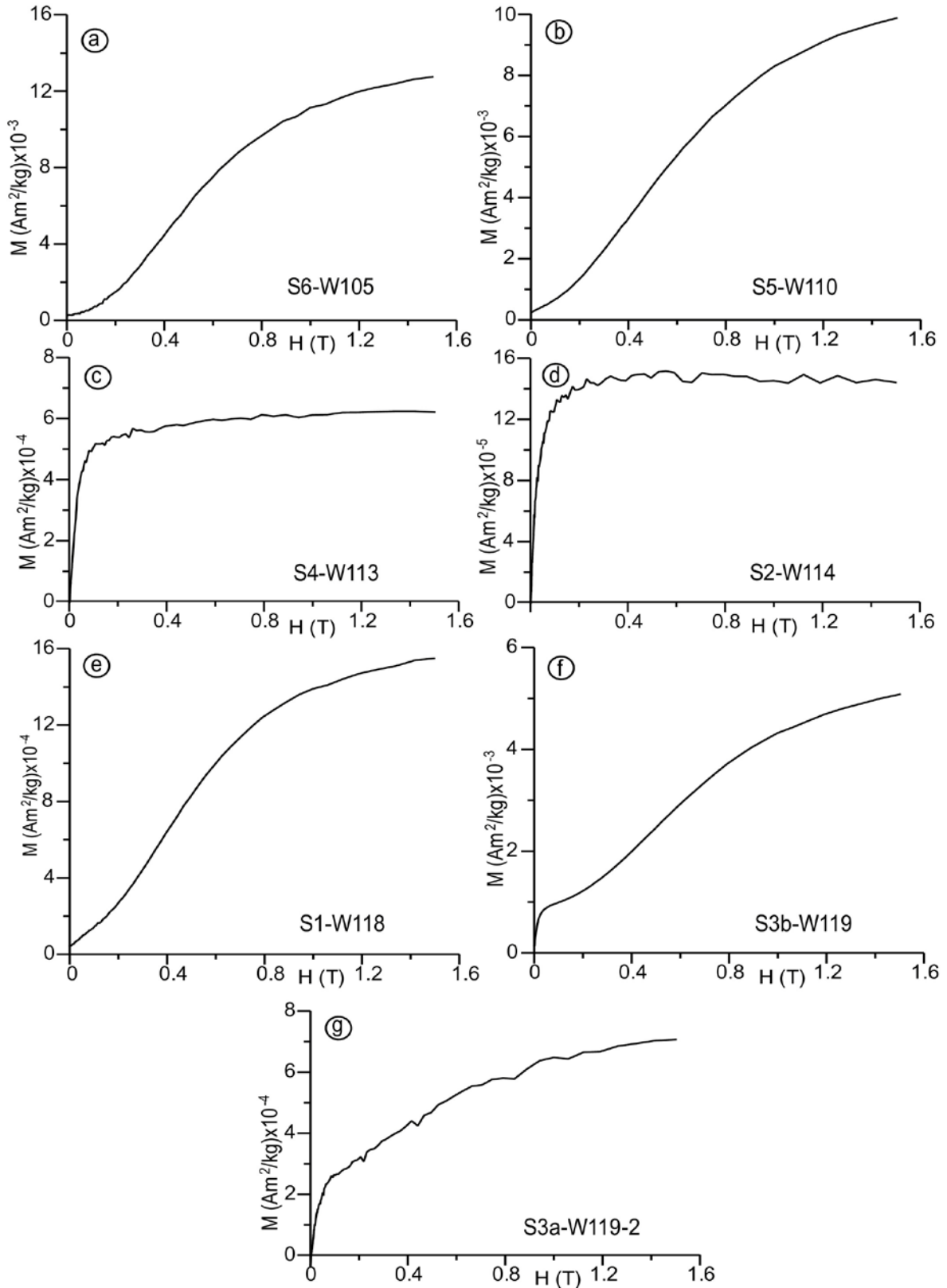


Fig.4.16. Mesure de l'aimantation rémanente à saturation isotherme pour les échantillons étudiés.

Les mesures obtenues dans les échantillons S4 et S2 (Fig.4.16c,d) enregistrent une saturation magnétique rapide voisine 250 mT, correspondant à des minéraux magnétiques de faible

coercivité corroborant la présence de magnétite ou de maghémite. La magnétite est plus souvent présente en accord aussi avec les courbes thermomagnétiques (Fig.4.15c,d). On remarque que la valeur de l'aimantation rémanente de l'échantillon S4 est plus faible que celle de l'échantillon S2, ce qui montre l'existence d'une quantité de minéraux ferromagnétiques, de la magnétite pour l'essentiel, un peu plus importante dans l'échantillon S2. Bien que la coercivité de la pyrrhotite soit généralement légèrement inférieure ou proche de celle de l'hématite, on peut constater à partir des courbes d'ARIs, qu'elle peut être cachée par celle de l'hématite (Fig.4.16b,e,f,g). Ce qui n'a pas permis de visualiser la pyrrhotite dans les courbes ARIs enregistrées dans les échantillons. En revanche, la pyrrhotite peut changer à de températures supérieur à 500°C en magnétite (Bina et Daly, 1994). Dans les courbes thermomagnétiques obtenues, la transformation de la pyrrhotite en magnétite est très claire dans les échantillons S5, S1, S3b, et S3a (Fig.4.15).

4.6.3. Les cycles d'hystérésis

Les mesures des cycles d'hystérésis sont faites sur le reste des poudres des mesures précédentes. L'enregistrement des cycles d'hystérésis consiste à faire subir l'échantillon à un champ magnétique croissant jusqu'à une valeur maximale. Dans notre cas, nous avons utilisé un VSM qui peut atteindre 1.5 T, ensuite, on diminue ce champ et on l'inverse jusqu'à -1.5 T, ce qui permet d'obtenir la saturation des grains magnétiques des échantillons étudiés, tout en mesurant le moment magnétique résultant induit et rémanent, dans le but d'identifier le minéral magnétique, les paramètres d'hystérésis et les domaines des grains magnétiques.

Les cycles d'hystérésis obtenus, après corrections des effets du dia et paramagnétique, montrent l'existence de minéraux magnétiques de forte coercivité magnétique dans les échantillons S1, S3b, S5 et S6 (Fig.4.17). Ces résultats sont cohérents avec les résultats trouvés précédemment, qui montrent que le porteur magnétique dans ces échantillons est de l'hématite.

Les valeurs du champ de coercivité rémanent (H_{cr}) dans les échantillons S4 et S2 sont respectivement 21.7 et 28.29 mT. Ces valeurs caractérisent un minéral de faible coercivité tel que la magnétite. Pour l'échantillon S3a, H_{cr} est de l'ordre de 274.8 mT. Pour le reste des échantillons, H_{cr} varie de 441 à 547.3 mT. Ces valeurs caractérisent un minéral de forte coercivité qui est probablement de l'hématite. Tous les résultats trouvés d'après les mesures magnétiques sont cohérents, on arrive à différencier trois types de minéraux magnétiques d'après leur point de curie, leur température de blocage, ou leur aimantation rémanente à saturation.

En utilisant les courbes thermomagnétiques (Fig.4.15), ARIs (Fig.4.16) et cycles d'hystérésis (Fig.4.17), trois principaux minéraux magnétiques sont séparés : la magnétite, l'hématite et les oxydes comme la pyrrhotite, qui sont détectés à partir des courbes thermomagnétiques. Le diagramme de Day et al. (1977) modifié par Dunlop (2002) des rapports M_r/M_s et H_{cr}/H_c obtenus pour les grains magnétiques des échantillons montre que la répartition des grains magnétiques dans les échantillons étudiés aux différents domaines (Fig.4.18) : (i) monodomaine pour l'échantillon S6, qui est en accord avec l'absence de saturation avant 1.2 T, (ii) pseudo-monodomaine pour les spécimens S1, S5, S3b montrant le même comportement des courbes d'hystérésis que le spécimen S6, mais différents comportements en ce qui concerne leurs courbes thermomagnétiques, qui sont clairement montrés par leurs transformations non significatives durant la période de chauffe du spécimen S6 (Fig.4.15a); (iii) multi-domaine pour les échantillons S2, S4 et S3a qui présentent à peu près le même comportement dans les courbes d'hystérésis avec une réversibilité rapide des courbes, tandis que les deux échantillons S2 et S4 montrent le même comportement des courbes ARIs et thermomagnétiques à l'exception de S3a, qui a un autre comportement du à sa grande valeur de H_{cr}/H_c (>5) et à sa faible valeur de J_{rs}/J_s (<0.1) (Fig.4.18).

L'existence de minéraux magnétiques dans les fractures peut justifier la relation entre ces minéraux et la présence d'hydrocarbure dans le réservoir, il y a plusieurs sources possibles de minéraux magnétiques dans les réservoirs pétroliers : (i) formation pendant la sédimentation (ii) sous forme de traces des matériaux produits par migration des hydrocarbures à travers des failles, fractures et plans stratigraphiques, (iii) en combinaison avec les processus mentionnés, (vi) formation à partir de l'environnement géochimique réducteur induit par le dépôt des hydrocarbures (Perez-Perez et al., 2011).

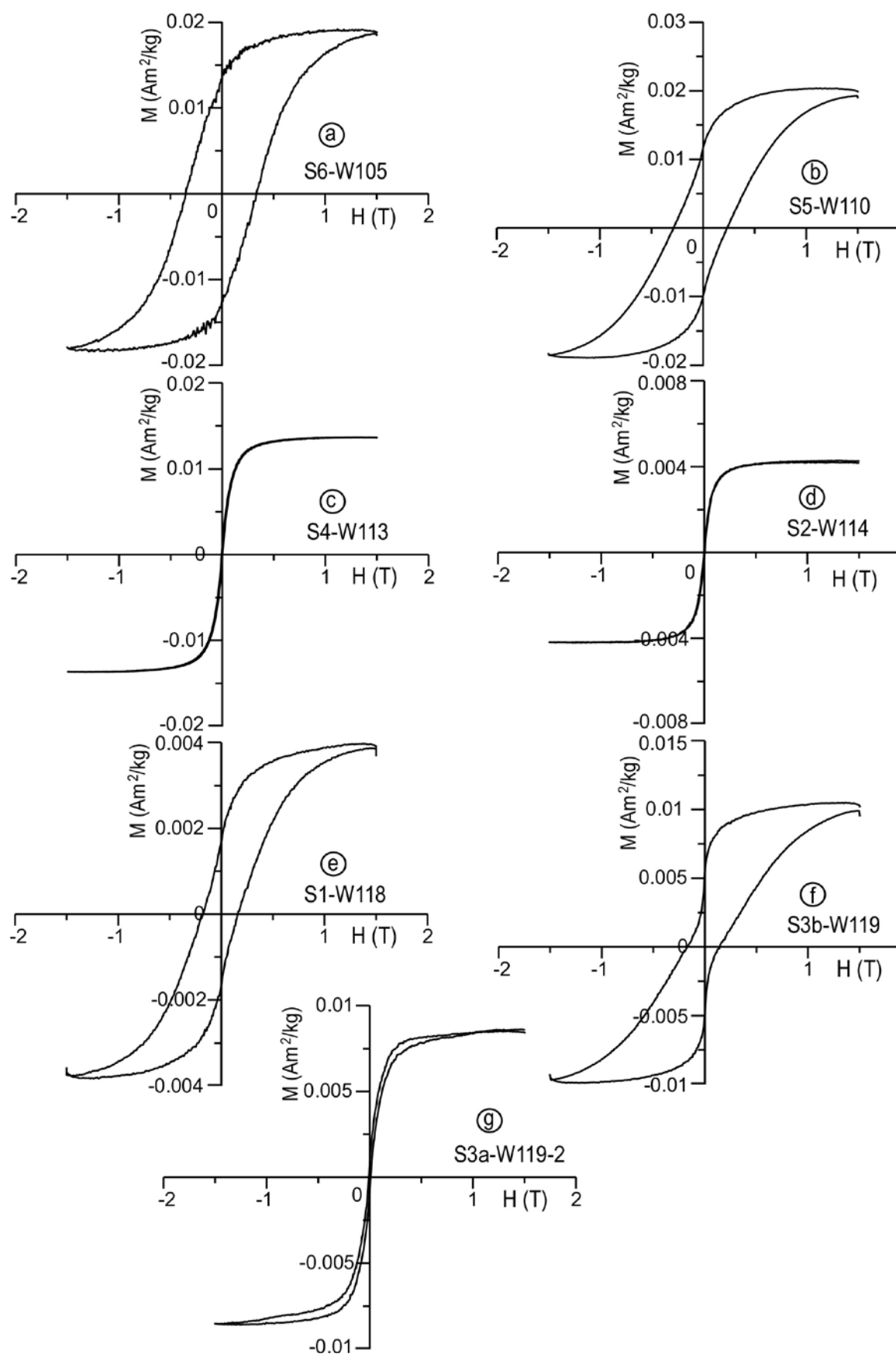


Fig.4.17. Cycles d'hystérésis des échantillons des puits étudiés après suppression de la susceptibilité diamagnétique et paramagnétique ($H(\text{T})$: champ induit, M : aimantation induite).

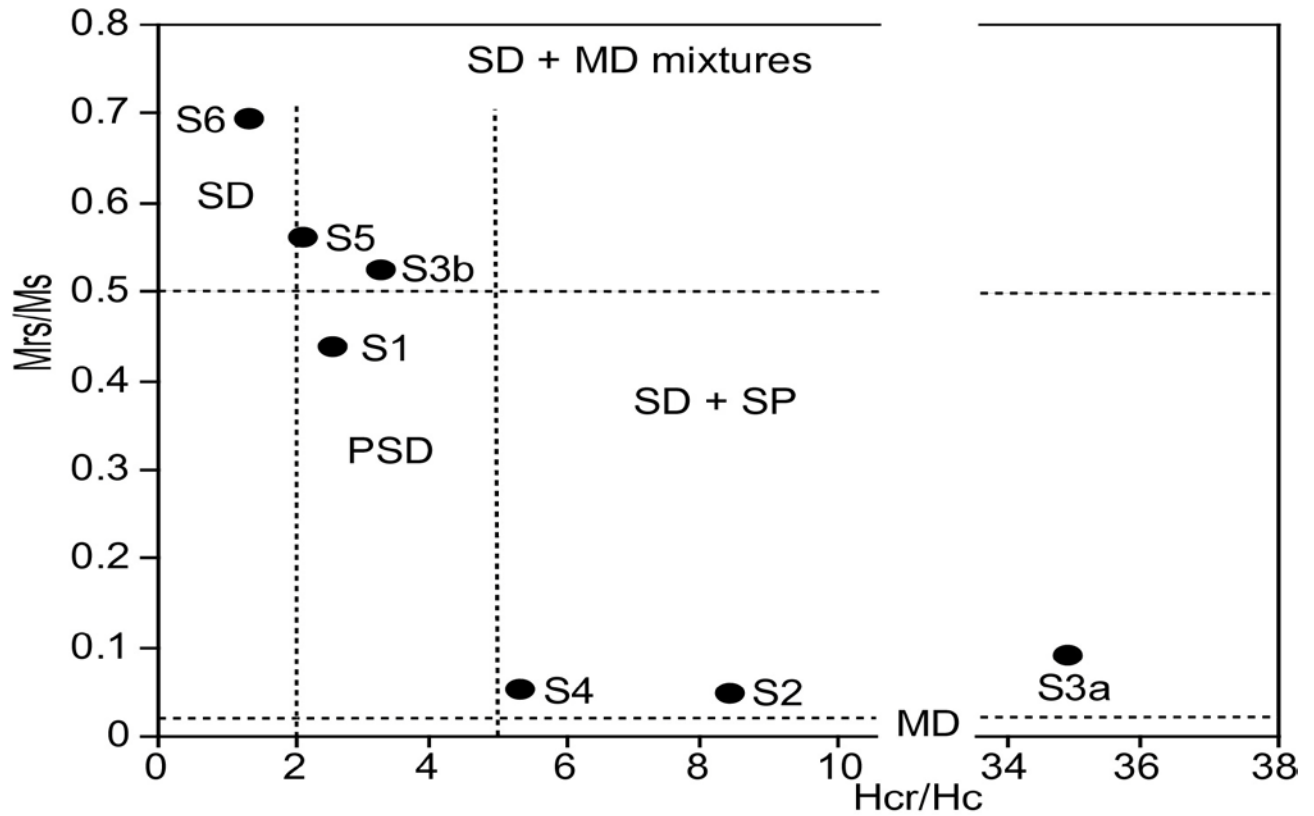


Fig.4.18. Diagramme de Day et al. (1977) modifié par Dunlop (2002) pour les échantillons des puits étudiés.

SD : single domaine, PSD : pseudo-single domaine et MD : multidomaine.

4.7 Conclusion

L'analyse des différents résultats obtenus dans les puits étudiés montre que les fortes valeurs de susceptibilité magnétique sont enregistrées dans des intervalles fracturés. L'orientation de ces fractures trouvées à partir de l'imagerie des puits étudiés est généralement de direction NE-SW et perpendiculaire à la contrainte maximale horizontale δ_H trouvée dans la zone d'étude. On remarque ainsi que la majorité de ces fractures (93%) sont partiellement ouvertes. L'étude minéralogique des échantillons prélevés dans ces zones de forte susceptibilité magnétique, en se basant sur l'analyse DRX, le microscope électronique à balayage et les mesures magnétiques montre qu'ils se composent de plusieurs minéraux magnétiques tels que l'hématite, la magnétite et la pyrrhotite.

Chapitre 5. Théorie de l'analyse des composantes principales et son application avec l'intelligence artificielle

5.1. Introduction

Lorsqu'on collecte des informations quantitatives sur des individus, on les regroupe sous forme d'un tableau. Dans la statistique, on peut étudier la variable du point de vue uni variable, c-à-d étudier les paramètres statistiques pour chaque variable où on s'intéresse à l'interaction entre les différentes variables, ce que l'on appelle étude multivariable. L'analyse des composantes principales est une méthode d'analyses multivariées qui sert à résumer le maximum d'informations possibles en perdant le minimum pour faciliter leur étude.

[Preisendorfer \(1988\)](#) ont noté que [Beltrami \(1873\)](#) et [Jordan \(1874\)](#) ont indépendamment dérivé la décomposition des valeurs singulières à la fin de XIX^{ème} siècle, qui est considéré comme la base de l'analyse des composantes principales (ACP). Mais il est généralement connu que l'ACP a été mise en évidence pour la première fois par [Pearson \(1901\)](#) et a été intégrée à la statistique par [Hotelling \(1933\)](#).

L'ACP est restée jusqu'à présent appliquée dans différents domaines scientifiques. [Reid et Spencer \(2009\)](#) l'ont appliquée au domaine de la pollution de l'environnement pour le prétraitement minéralogique et granulométrique. [Lloyd \(2010\)](#) l'a appliquée pour étudier les caractéristiques de la population d'Irlande du Nord. [Borůvka et al. \(2005\)](#) l'ont utilisée pour distinguer entre les différentes sources de potentialités des éléments toxiques dans le sol. Elle est aussi appliquée en géochimie ([Zuo, 2011](#)).

Dans la première partie de ce chapitre, on va exposer quelques rappels théoriques de l'ACP pour faciliter la compréhension des résultats obtenus. Pour le classement flou et les réseaux de neurones, les bases théoriques sont expliquées au chapitre 2. La deuxième partie de ce chapitre est consacrée à la recherche d'une relation linéaire ou non entre la susceptibilité magnétique mesurée dans les carottes et les paramètres pétrophysiques enregistrés dans les puits en appliquant l'ACP et les réseaux de neurones.

5.2. Le tableau de données

Les données étudiées dans l'ACP sont regroupées dans un tableau de données qui est simplement une matrice réelle à n lignes et p colonnes, les lignes sont nommées individus et

les colonnes variables. On note X la matrice des données de dimension (n, p) contenant les données à étudier.

$$X = \begin{pmatrix} x_1^1 & \cdots & x_1^p \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_i^1 & x_i^j & x_i^p \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^1 & \cdots & x_n^p \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

x_i^j est la valeur de l'individu i pour la variable j que l'on notera x^j , et qui sera identifiée au vecteur de n composantes $(x_1^j, \dots, x_n^j)'$. De même, l'individu i sera identifié au vecteur x_i à p composantes avec $x_i = (x_i^1, \dots, x_i^p)'$ (Govaert, 2003).

5.3. Point moyen ou centre de gravité

Le vecteur g des moyennes arithmétiques de chacune des p variables définit le point moyen g , qui est donné par la formule suivante:

$$g = (\bar{x}^1, \dots, \bar{x}^p)' \quad (5.2)$$

$$\text{avec } \bar{x}^j = \sum_{i=1}^n p_i x_i^j.$$

Le cas le plus fréquent est de considérer que tous les individus ont la même importance c-à-d qu'ils sont obtenus par un tirage aléatoire à probabilité égale. Le poids des individus est donné par :

$$p_i = 1/n \quad (5.3)$$

Dans ce cas, les p_i sont différents d'un individu à l'autre. La somme des poids est égale à 1. Ils sont comparables à des fréquences et ils sont regroupés dans une matrice diagonale D :

$$D = \begin{pmatrix} p_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & p_2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & p_n \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

on a

$$g = X'D11 \quad (5.5)$$

où 11 est un vecteur dont toutes les composantes sont égales à 1 dans R^n .

Le tableau Y centré associé à X est donné tel que

$$y_i^j = x_i^j - \bar{x}^j \quad (5.6)$$

Y est donné par (Govaert, 2003 ; Saporta, 2006)

$$Y = X - llg' = (I - ll l'D)X \quad (5.7)$$

5.4. Matrice de variance covariance et matrice de corrélation

La variance de la variable j est donnée par :

$$s_j^2 = \sum_{i=1}^n p_i (x_i^j - \bar{x}^j)^2 \quad (5.8)$$

La covariance des variables (kl) est donnée :

$$v_{kl} = \sum_{i=1}^n p_i (x_i^k - \bar{x}^k)(x_i^l - \bar{x}^l) \quad (5.9)$$

La matrice des variances V est donnée par

$$V = X'DX - gg' \quad (5.10)$$

$$V = Y'DY \quad (5.11)$$

Si l'on pose $D_{1/s}$ la matrice diagonale des inverses des écart-types

$$D_{1/s} = \begin{pmatrix} 1/s_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1/s_p \end{pmatrix} \quad (5.12)$$

Le coefficient de corrélation entre les variables k et l est calculé par la relation :

$$r_{kl} = \frac{v_{kl}}{s_k s_l} \quad (5.13)$$

on construit le tableau Z centré réduit de la façon suivante tel que :

$$z_i^j = (x_i^j - \bar{x}^j) / s^j \quad (5.14)$$

on a donc

$$Z = YD_{1/s} \quad (5.15)$$

avec $D_{1/s}$ la matrice diagonale des inverses des écarts types

La matrice regroupant tous les coefficients de corrélations linéaires entre les variables prises deux à deux est notée R :

$$R = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & r_{1p} \\ & \ddots & \\ r_{p1} & & 1 \end{pmatrix} \quad (5.16)$$

telle que :

$$R = D_{1/s} V D_{1/s} = Z' D Z \quad (5.17)$$

R est la matrice de variance-covariance des données centrés et réduites ([Govaert, 2003](#) ; [Saporta, 2006](#)).

5.6. Espace des individus

5.6.1. La métrique

La distance entre deux individus x_i et x_j est définie par la forme quadratique d'équation suivante:

$$d^2(x_i, x_j) = (x_i - x_j)' M (x_i - x_j) = d^2(i, j) \quad (5.18)$$

Le choix de M dépend de l'utilisateur du point de vue théorique, mais pratiquement la métrique utilisée est:

$$M = I \quad (5.19)$$

dans le cas où les variances ne sont pas très différentes, ou si les unités des mesures sont identiques. Dans le cas contraire, on utilise la métrique diagonale des inverses des variances donnée par :

$$M = D_{1/s^2} \quad (5.20)$$

Cette dernière est la plus utilisée, elle est installée par défaut dans beaucoup de logiciels de l'ACP ([Govaert, 2003](#) ; [Saporta, 2006](#)).

5.6.2. L'inertie

On appelle inertie totale un nuage de points, la moyenne pondérée des carrés des distances des points au centre de gravité. L'inertie est une notion fondamentale dans l'ACP. Elle mesure la dispersion du nuage autour du centre de gravité ([Saporta, 2006](#)) :

$$I_g = \sum_{i=1}^n p_i (x_i - g)' M (x_i - g) = \sum_{i=1}^n p_i \|x_i - g\|^2 \quad (5.21)$$

l'inertie dans le point a est donnée par :

$$I_a = \sum_{i=1}^n p_i (x_i - a)' M (x_i - a) \quad (5.22)$$

on décompose cette relation suivant la loi de Huyghens comme suit :

$$I_a = I_g + (g - a)' M (g - a) = I_g + \|g - a\|^2 \quad (5.23)$$

on a :

$$I = \text{trace}(MV) = \text{trace}(VM) \quad (5.24)$$

l'inertie est égale à la somme des variances des variables étudiés. Elle est égale à la trace de la matrice de corrélation et ne dépend donc pas de nombre des variables (Govaert, 2003 ; Saporta, 2006).

5.7. Espace des variables

5.7.1. La métrique des poids

Le coefficient de corrélation entre deux variables centrés est représenté par le cosinus de l'angle θ_{jk} entre ces deux variables x^j et x^k :

$$\cos(\theta_{jk}) = \frac{\langle x^j; x^k \rangle}{\langle \|x^j\| \|x^k\| \rangle} = \frac{v_{jk}}{s_j s_k} \quad (5.25)$$

Le produit scalaire des variables centrées x^j et x^k qui est donnée par la relation (5.27) est la covariance s_{jk}

$$x^j' D x^k = \sum_{i=1}^n p_i x_i^k x_i^j \quad (5.26)$$

la longueur d'une variable est égale à son écart-type (Saporta, 2006).

$$\|x^j\|_D^2 = s_j^2 \quad (5.27)$$

5.8. Application de l'analyse des composantes principales

L'analyse des composantes principales (ACP) est peu utilisée dans le domaine de la pétrophysique. Dans ce travail on a appliqué cette technique pour examiner la variabilité des données et extraire une relation linéaire, si elle existe, entre les paramètres pétrophysiques et la susceptibilité magnétique. L'analyse des composantes principales est habituellement appliquée dans les cas où la gamme des données est large et difficile à interpréter, où l'interrelation entre les variables est difficile à identifier ou à visualiser.

Dans le but d'étudier la relation entre la susceptibilité magnétique (Ms) et les paramètres pétrophysiques dans le réservoir compact de quartzite de Hamra. L'analyse des composantes principales est appliquée à une matrice de 5 paramètres, on a pris la susceptibilité magnétique et les paramètres pétrophysiques des puits étudiés. D'après l'analyse des résultats obtenus, l'ACP a montré une faible corrélation entre la Ms et les paramètres pétrophysiques dans tout

le réservoir. L'analyse de la corrélation entre tous les paramètres pétrophysiques est donnée au [Tableau 5.1](#).

Tableau 5.1 : Matrice de corrélation entre les paramètres obtenus par l'ACP

Variables	GR	Nphi	Rhob	Sh	Ms
GR	1				
Nphi	0.734	1			
Rhob	-0.102	-0.374	1		
So	-0.251	-0.104	-0.514	1	
Ms	0.084	0.019	-0.032	0.029	1

D'après le [tableau 5.1](#), l'ACP montre une forte corrélation entre la porosité neutron (Nphi) et le Gamma Ray (GR), avec un coefficient de corrélation (R^2) égale (0.734). La forte valeur du coefficient de corrélation remarquée est due à l'augmentation du volume d'argile dans le réservoir, qui contient une porosité neutron élevée. On a obtenu une faible corrélation positive entre la Ms et (GR, Nphi et So), le coefficient de corrélation varie de 0.019 à 0.084. En revanche R^2 est négatif entre Ms et Rhob, il est égal à -0.032.

L'analyse de la projection des variables dans le premier plan vectoriel, formé par les composantes PC_1 et PC_2 ([Fig.5.1a](#)), montre que la composante PC_1 qui représente le premier axe explique le plus possible de la variance totale des observations, elle compte 37.54% des variances des données. Cet axe représente pratiquement Nphi et GR dans lequel ils sont apparus dans cette composante par de fortes valeurs du coefficient de corrélation ([Tableau 5.2](#)).

La deuxième composante principale explique une variance de 30.76%. Elle contient principalement la saturation en hydrocarbure qui est exprimée dans cet axe par un coefficient de corrélation égale à 0.729.

La troisième composante est clairement reliée à la susceptibilité magnétique (Ms). Cette dernière est présentée dans une position orthogonale par rapport aux autres paramètres ([Fig.5.1b](#)). Ce qui montre la non linéarité de la susceptibilité magnétique et les paramètres pétrophysiques. Les trois composantes englobent 88.24% des variances originales totales des données étudiés.

Tableau 5.2 : Corrélations entre les variables pétrophysiques et les facteurs de l'ACP.

	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅
GR	0.639	-0.239	0.013	0.445	-0.579
Nphi	0.686	-0.019	-0.101	-0.057	0.718
Rhob	-0.330	-0.640	0.071	0.591	0.355
So	-0.068	0.729	0.009	0.667	0.138
Ms	0.086	0.040	0.992	-0.060	0.054

5.9. Application du classement flou

L'application de l'ACP dans cette étude a pour but de rechercher une relation linéaire entre Ms et les paramètres pétrophysiques. Les résultats trouvés après application de l'ACP ont montré l'inexistante de relation linéaire entre Ms et les paramètres pétrophysiques. Ce qui nous a encouragé à rechercher une relation non linéaire entre ces paramètres, en appliquant la logique floue et les réseaux de neurones. La méthodologie proposée consiste à prédire la susceptibilité magnétique à partir de ces paramètres pétrophysiques, parce que les enregistrements diagaphiques sont disponibles dans la majorité des puits pétroliers. Il est utile d'utiliser ces données de diagraphies pour comprendre la relation entre Ms et ses paramètres pétrophysiques, ou de prédire la Ms dans ces puits pour comprendre mieux les propriétés des réservoirs pétroliers, surtout pour les réservoirs compacts, parce que les fractures jouent un rôle primordial dans la production d'hydrocarbure.

Les paramètres pétrophysiques et la susceptibilité magnétiques des six puits étudiés sont utilisés après normalisation pour améliorer la convergence du réseau de neurones, en utilisant l'équation suivante (Vaferi et al., 2011):

$$X_i' = \frac{2(X_i - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} - 1 \quad (5.28)$$

telle que X_i est la valeur originale du paramètre, X_i' est la valeur normalisée de X_i , X_{\min} et X_{\max} sont les valeurs minimale et maximale de X_i , respectivement.

Après normalisation des données, on a classé les données d'entrées du réseau de neurones (GR, Nphi, Rhob and So) en fonction de leurs influences sur la sortie désirée (Ms), en utilisant la méthode du classement flou. Le classement des paramètres d'entrée est fait en se basant sur les valeurs de l'erreur quadratique moyenne (MSE) obtenues entre la courbe floue et les valeurs réelles des entrées.

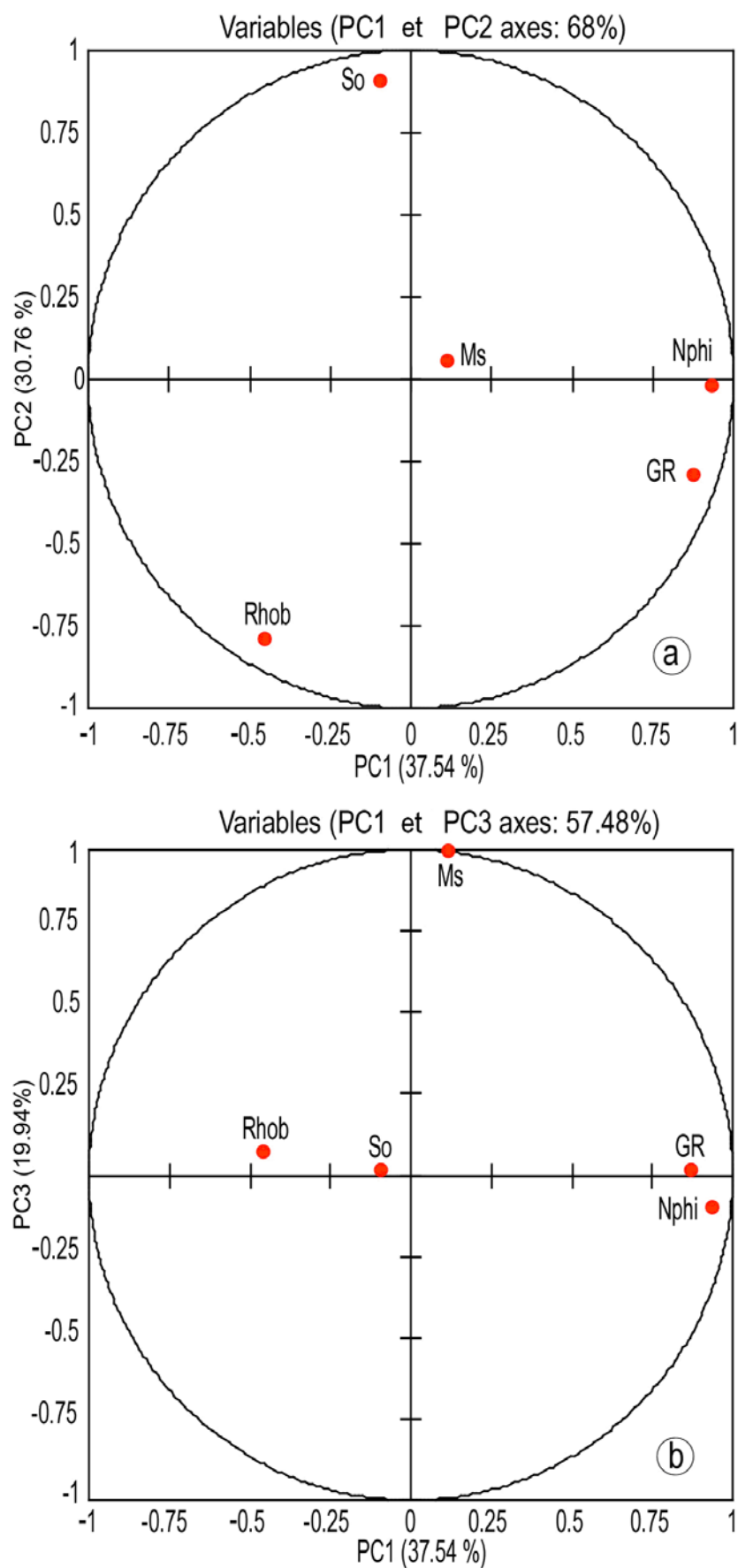


Fig.5.1. Projections des variables dans: (a) le premier plan factoriel et (b) le deuxième plan vectoriel.

Le paramètre d'entrée de faible MSE a une grande influence sur la sortie désirée et le paramètre d'entrée de grande MSE en a une faible influence (Lin et al., 1996). Dans le cas où il y a un ou plusieurs paramètres qui ont de très faibles influences sur la sortie, il est préférable de les enlever de la base de données d'entrée avant l'apprentissage du réseau de neurones.

L'erreur quadratique moyenne (MSE) est calculée pour chaque paramètre d'entrée, le classement de ces paramètres d'entrée se fait dans un ordre descendant, en se basant sur la MSE. Les résultats obtenus sont regroupés dans le [Tableau 5.3](#).

Tableau 5.3. Classement des paramètres pétrophysiques d'entrée par classement flou.

Les paramètres d'entrée	L'erreur quadratique moyenne	Classement
GR	4.40×10^{-2}	2
Nphi	4.64×10^{-2}	3
Rhob	4.64×10^{-2}	3
So	4.31×10^{-2}	1

Les résultats obtenus montrent que la saturation en hydrocarbure est classée dans la première position avec une MSE égale à 4.31×10^{-2} et le gamma ray en deuxième ordre. La densité et la porosité neutron ont le même effet sur la sortie désirée parce qu'elles ont la même MSE. On remarque que les quatre paramètres ont presque la même importance parce que les valeurs de MSE sont proches. Dans ce cas tous les paramètres d'entrée sont indispensables à l'apprentissage et on ne peut exclure aucun d'eux.

5.10. Application du réseau de neurones

Le réseau de neurones utilisé dans cette étude est de type multicouche. Pour le modéliser, la base de données est normalisée pour toutes les données des 6 puits étudiés. La base de données est divisée en deux, 75% des données sont utilisées pour l'apprentissage et 25% pour tester le réseau de neurones.

Dans la phase d'apprentissage du réseau de neurones, les valeurs des paramètres pétrophysiques normalisées (gamma ray, porosité neutron, densité et saturation en hydrocarbure) sont utilisées comme des entrées dans le réseau de neurones et les valeurs de Ms normalisées mesurées sur les carottes de puits sont utilisées comme des sorties désirées. L'algorithme utilisé dans l'apprentissage est l'algorithme de rétropropagation de l'erreur, c'est un algorithme qui a donné de bons résultats dans différents domaines. Le réseau de

neurones artificiels avec différents nombres de neurones dans la couche cachée est entraîné. Les poids sont aléatoirement initialisés, on a pris une seule couche cachée et on a fixé le nombre d'itérations tout en changeant le nombre de neurones dans la couche cachée. Le nombre de neurones est choisi par la méthode *trial and error*.

Les essais qui ont été réalisés en utilisant la base de données des 6 puits n'ont pas donné de bons résultats du point de vue convergence du réseau de neurones, malgré l'utilisation de différentes structures de réseau. Ce phénomène peut être justifié par la faible variation de la susceptibilité magnétique dans le réservoir étudié (le réservoir est diamagnétique dans sa majorité pour les puits étudiés) (Figs.4.1- 4.6). Pour résoudre ce problème, on a utilisé toute la base de données (les 6 puits), mais on a introduit la notion d'utiliser cette base en choisissant les données avec un certain pas, c-a-d que l'on prend la première valeur mais pas la suivante dans le calcul, selon le pas choisi, et ainsi de suite. On a pris premièrement la nouvelle base avec un pas de 2, ensuite 3, le test de performance du réseau reste insuffisant. Avec un pas de 4, de bons résultats sont obtenus (Tableaux 5.4-5.5).

Trois facteurs classiques ont été utilisés pour évaluer la performance du réseau de neurones dans la phase d'apprentissage et de test, l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur relative moyenne (ARE) et le coefficient de corrélation (R).

D'après le Tableau 5.4, le réseau de neurones artificiels (RNA) montre sa capacité d'apprendre dans la phase d'apprentissage, la meilleure performance est trouvée avec une structure de 25 neurones dans la couche cachée et un nombre d'itérations égal à 500. L'erreur quadratique moyenne MSE et le coefficient de corrélation R sont égaux à 0.0022 et 0.9809 respectivement. On observe dans ce tableau que l'augmentation du nombre de neurones dans la couche cachée de 4 à 19 neurones augmente le coefficient de corrélation R, mais les résultats trouvés dans la phase de test sont faibles (Tableau 5.5). Le meilleur résultat trouvé pour la phase d'apprentissage et de test est avec 25 neurones dans la couche cachée. Pour tester la capacité d'apprentissage du RNA, on a reproduit les sorties (Ms) à partir des entrées déjà utilisés dans l'apprentissage. Les résultats trouvés sont présentés en Fig.5.2a. On remarque que la susceptibilité magnétique mesurée expérimentalement sur les carottes de puits et la susceptibilité magnétique trouvée par RNA coïncident.

Tableau 5.4. Performance du réseau de neurones dans la phase d'apprentissage.

Nombre de neurones	Erreur quadratique moyenne	Erreur relative moyenne	Coefficient de corrélation (R)	Nombre d'itérations
4	0.0271	0.0837	0.6446	500
7	0.0043	0.2614	0.9590	500
10	0.0034	0.2532	0.9659	500
13	0.0018	0.0252	0.9854	500
16	0.0004	0.0156	0.9979	500
19	0.0005	0.0178	0.9980	500
22	0.0004	0.0153	0.9976	500
25	0.0022	0.0283	0.9809	500
28	0.0017	0.0236	0.9855	500

La performance du RNA dans la phase de test du réseau de neurones avec de nouvelles données qui n'ont pas été utilisées dans l'apprentissage est représentée au [Tableau 5.5](#). Le meilleur résultat est trouvé avec 25 neurones dans la couche cachée. MSE, ARE et R obtenus entre les valeurs de susceptibilité magnétique mesurées sur les carottes de puits et celles prédites par RNA sont respectivement 0.0142, 0.0743 et 0.9071. Ces résultats confirment que le RNA prédit M_s à partir des données pétrophysiques, avec une précision acceptable par rapport aux données mesurées. La figure [Fig.5.2b](#) montre la superposition de la M_s prédite par RNA et la M_s mesurée dans les carottes dans la majorité des points, sauf pour quelques points les deux valeurs sont un peu éloignées. La prédiction de la M_s par RNA indique l'existence d'une relation non linéaire entre la M_s et les paramètres pétrophysiques. Cette méthodologie peut être appliquée dans d'autres réservoirs gréseux ou carbonatés, surtout dans les réservoirs fracturés contenant des minéraux magnétiques. Elle peut donner de meilleurs résultats puisque la variation de M_s sera importante dans les intervalles des puits étudiés.

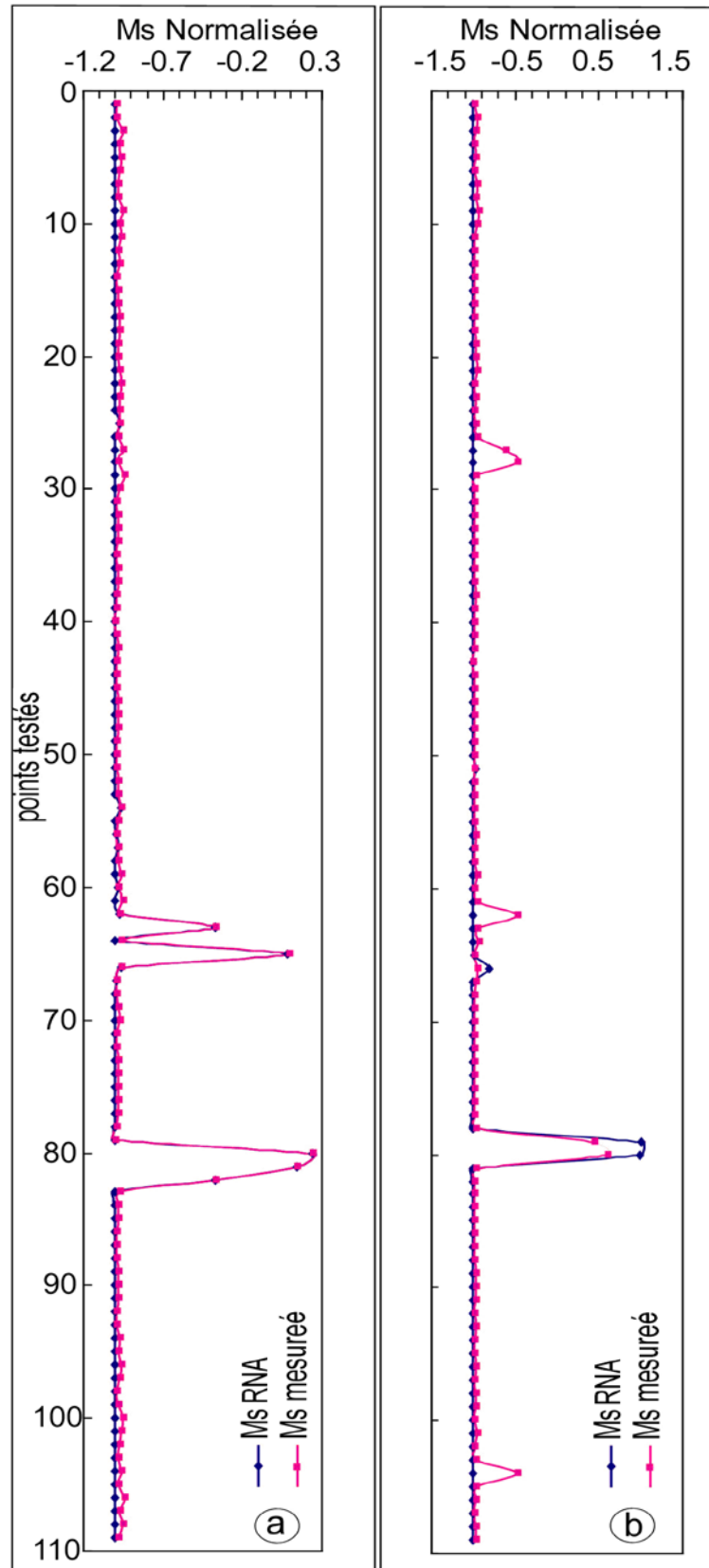


Fig.5.2. Comparaison entre : (a) Ms obtenue par RNA après l'apprentissage et Ms mesurée sur les carottes de puits, et (b) Ms produite dans la phase de test et Ms mesurée.

Tableau 5.5. Performance du réseau de neurones dans la phase de test.

Nombre d'itérations	Erreur quadratique moyenne	Erreur relative moyenne	Coefficient de corrélation
4	0.0513	0.0274	0.1113
7	0.1374	0.0238	0.3148
10	0.1620	0.0569	0.5017
13	0.1294	0.0117	0.5964
16	0.2415	0.0551	0.4129
19	1.5981	0.0108	0.4996
22	0.0825	0.0307	0.6348
25	0.0142	0.0743	0.9071
28	0.0857	0.0020	0.4582

5.11. Conclusion

Les résultats obtenus par ACP montrent la non linéarité entre la Ms et les paramètres pétrophysiques dans tout le réservoir des puits étudiés. Les intervalles peu argileux observés avec de fortes valeurs de Ms dans les puits, confirment que cette relation est locale pour des petits intervalles, mais elle n'est pas générale pour tout le réservoir. Dans le but de rechercher une relation non linéaire entre la Ms et ses paramètres, nous avons appliquée la logique floue et le RNA. Les résultats trouvés montrent la non linéarité entre ces paramètres en prenant un pas de donnée égale 4, qui est due à la pauvre minéralisation magnétique du réservoir des quartzitiques de Hamra dans les puits étudiés.

Conclusion et perspectives

Les fractures naturelles jouent un rôle important du point de vue dynamique et statique dans les réservoirs pétroliers, parce qu'elles sont sujettes aux fortes circulations de fluides et à l'apparition de zones de grande perméabilité, paramètre plus important dans les fractures que dans la matrice. Du point de vue statique, les fractures ouvertes ou partiellement ouvertes contribuent efficacement à l'augmentation de la réserve du réservoir par la contribution de la porosité de ses fractures.

Dans cette thèse, on a donné des notions générales sur la fracturation des réservoirs pétroliers, ainsi que des notions fondamentales des réseaux de neurones et de logique floue. L'application de ces deux techniques pour la prédiction de la porosité de fractures en utilisant des données de diagraphies a montré son succès dans la zone d'étude.

Les enregistrements de données de diagraphie sont disponibles dans la plupart des puits pétroliers, bien qu'ils ne soient pas parfois complets dans la plupart des puits de la zone d'étude. Le développement de méthodes pour extraire de nouveaux paramètres recherchés dans ces puits à partir des données de diagraphie déjà disponibles reste un intérêt majeur. La porosité de fractures est un paramètre essentiel dans l'étude des réservoirs fracturés. Le calcul de ce paramètre nécessite des données de trois enregistrements (sonique, densité et neutron) et des données de boue de forage.

Dans ce travail, on s'est intéressé à estimer la porosité de fractures naturelles en exploitant les données de diagraphies conventionnelles enregistrées dans les puits, malgré l'absence d'un enregistrement de diagraphie sonique qui est indispensable pour mesurer la porosité de fractures. L'estimation de la porosité de fractures naturelles est faite, en se basant sur la logique floue et les réseaux de neurones. Dans la suite de ce travail, on a étudié la fracturation dans le réservoir non conventionnel de quartzites de Hamra dans le sud-ouest du champ de Hassi Messaoud, en utilisant les logs d'imagerie et les carottes de puits.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de la logique floue pour classer les différentes entrées du réseau de neurones (gamma ray, résistivité, densité, porosité neutron) et l'importance de toutes les entrées pour entraîner le réseau de neurones. Ce dernier a prouvé son succès pour prédire la porosité de fractures naturelles à partir des données de diagraphies conventionnelles. Les coefficients de corrélation trouvés entre la porosité de fractures prédites par le réseau de neurones de type multicouche et la porosité mesurée sur carottes dans la phase d'apprentissage et de généralisation sont élevés. Les coefficients de corrélation (R^2)

dans les phases d'apprentissage et de généralisation ont des valeurs respectives de 0.965 et 0.878.

L'étude des fractures dans le sud-ouest du champ de Hassi Messaoud, en se basant sur les logs d'imagerie et les carottes des puits, montrent que les zones de forte susceptibilité magnétique correspondent aux zones fracturées et que la majorité des fractures sont partiellement ouvertes, elles sont en majorité de direction NE-SW. La direction de ces fractures est perpendiculaire à la direction de contrainte maximale horizontale trouvée dans la région d'étude dans les formations cambro-ordoviciennes, et elle est de même sens que la direction Viséenne (phase hercynienne précoce).

La recherche d'une relation linéaire entre la susceptibilité magnétique mesurée sur les carottes des puits étudiés et les paramètres pétrophysiques enregistrés par diagraphies, en appliquant l'analyse des composantes principales, montre la non linéarité entre ces paramètres. Le coefficient de corrélation trouvé entre ces paramètres pétrophysiques est très faible, il varie entre -0.032 à 0.084. L'inexistence d'une relation linéaire entre ces paramètres nous a conduits à rechercher une relation non linéaire en utilisant la logique floue et les réseaux de neurones. La prédiction de la susceptibilité magnétique durant la phase d'apprentissage et de test est obtenue avec une grande performance.

La caractérisation minéralogique des porteurs magnétiques dans la formation des quartzites de Hamra dans le pourtour du champ de Hassi Messaoud a été réalisée pour la première fois en utilisant le magnétisme des roches, la diffraction des rayons X et la microscopie électronique à balayage. L'analyse des échantillons par diffraction des rayons X a mis en évidence l'existence de minéraux magnétiques tels que l'hématite dans l'échantillon S6. L'analyse des courbes d'hystérésis, l'aimantation rémanente isotherme à saturation et les courbes thermomagnétiques montrent que le porteur magnétique est composé essentiellement de trois minéraux : la magnétite, la pyrrhotite et l'hématite.

Notre contribution à travers ce travail est la prédiction de la porosité de fractures par réseaux de neurones malgré l'absence du log sonique, et la facilité de généraliser cette méthodologie même dans le cas d'absence d'un autre log de diagraphie ou de données de forage, qui sont nécessaires pour calculer cette porosité à partir des données de diagraphie, soit dans les réservoirs gréseux ou carbonatés. La technique proposée nous permet d'estimer la porosité de fractures dans un temps très court et cela fait gagner aux pétroliers du temps et de l'argent.

Notre contribution sert aussi à identifier pour la première fois les minéraux magnétiques qui sont renfermés dans les fractures de forte susceptibilité magnétique dans le sud-ouest du champ de Hassi Messaoud, et de trouver une relation pour prédire la susceptibilité magnétique

à partir des données de diagraphies. Cette méthodologie peut être s'appliquée même dans les réservoirs carbonatés.

Perspectives

Pour répondre à la demande mondiale croissante de l'énergie et optimiser l'exploitation des hydrocarbures dans les réservoirs pétroliers fissurés, les perspectives de notre recherche portent sur : (i) L'amélioration de l'estimation de la porosité des fractures, en appliquant d'autres techniques telles que les algorithmes génétiques et la technique de comité machine de réseau de neurones supervisé. (ii) L'introduction de la notion de réservoirs fracturés dans les études des réservoirs pour améliorer le taux de récupération des hydrocarbures contenus dans les gisements, tout en intégrant l'effet de la fracturation dans les différentes étapes d'étude du réservoir. L'élaboration d'un modèle géologique et dynamique dans la zone d'étude permet d'évaluer les différents scénarios de production, et de caler la porosité de fractures obtenue par simulation et celle mesurée par cette méthodologie, ce qui permet de valider le modèle obtenu par simulation. (iii) La réalisation de logs d'imagerie dans les nouveaux puits forés permet de mieux étudier la fracturation dans le réservoir étudié, et de trouver la contrainte maximale horizontale dans la zone d'étude pour orienter la direction de fracturation hydraulique. (iv) L'intérêt d'obtenir des carottes orientées pendant le forage est de faciliter l'étude de la fracturation dans les réservoirs ainsi que l'étude de magnétisme des roches.

Listes des travaux scientifiques

Cette thèse a fait l'objet des travaux scientifiques suivants :

Publications internationales

- Prediction of natural fracture porosity from well log data by means of fuzzy ranking and artificial neural network in Hassi Messaoud oil field, Algeria. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 115 (2014), 78-89, doi: 10.1016/j.petrol.2014.01.011.
- Magnetic susceptibility and its relation with fractures and petrophysical parameters in the tight sand oil reservoir of Hamra quartzites, southwest of Hassi Messaoud oil field, Algeria. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 123 (2014), 120-137, doi: 10.1016/j.petrol.2014.09.019

Communication internationale

➤ Technique de découpage du réservoir RA champ de Hassi Messaoud. *International Conference on Electronics & Oil: From Theory to Applications (ICEO'11)*, March 01-02, 2011, Ouargla, Algeria.

➤ Etude de la fracturation et les porteurs magnétiques dans le réservoir de quartzites du Hamra, dans le sud ouest du champ de Hassi Messaoud. *1^{er} colloque international sur Hydrocarbures, Energies et Environnement (HCEE)*. Ouargla, 23/24 Novembre 2014.

Communication nationale

➤ Prédiction de la porosité de fractures par logique floue et réseau de neurones. *1^{er} Congrès de la Société Algérienne de Géophysique*, 18-19 Mai 2014, Alger.

Références bibliographiques

- Aamir, A., Jakobsen, M., 2011. On the accuracy of Ruger's approximation for reflection coefficients in HTI media: implications for the determination of fracture density and orientation from seismic AVAZ data. *Journal of Geophysics and Engineering*, 8 (2), 372-393.
- Abe, K., Miyamoto, Y., Chikazumi, S., 1976. Magnetocrystalline anisotropy of low temperature phase of magnetite. *Journal of the Physical Society of Japan*, 41, 1894-1902.
- Aguilera, R., 1980. Naturally Fractured Reservoirs. *Petroleum Publishing*, Tulsa, 703 p.
- Aldana, M., Costanzo-Alvarez, V., Vitiello, D., Colmenares, L., Gomez, G., 1999. Framboidal magnetic minerals and their possible association to hydrocarbons: La Victoria oil field, south western Venezuela. *Geofisica International*, 38 (3), 137-152.
- Al-Dossary, S., Marfurt, K.J., 2006. 3D volumetric multispectral estimates of reflector curvature and rotation. *Geophysics*, 71, 41-51.
- Alizadeh, B., Najjari, S., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., 2012. Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: a case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran. *Computers & Geosciences*, 45, 261-269.
- Amat, J.L., Yahiaoui, G., 1996. Techniques avancées pour le traitement de l'information, Réseaux de neurones, logique floue et algorithmes génétiques. *Edition Cépaduès*, 197p.
- Aouimer, S., Cherifi, R., 2008. Contribution de la phase tectonique Viséenne N0400 à la structuration du réservoir du quartzite du Hamra. *Les 2^{èmes} Journées Internationales sur l'exploration et la production pétrolière en Afrique*, 26-28, Février, Tipaza, Algérie, 1-20.
- Arpat, G.B., Gümrah, F., Yeten, B., 1998. The neighborhood approach to prediction of permeability from wireline logs and limited core plug analysis data using backpropagation artificial neural networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 20, 1-8.
- Asadisaghbandi, J., Tahmasebi, P., 2011. Comparative evaluation of back-propagation neural network learning algorithms and empirical correlations for prediction of oil PVT properties in Iran oilfields. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 78, 464-475.

- Askri, H., Belmecheri, A., Benrabeh, B., Boudjema, A., Boumendjel, K., Daoudi, M., Drid, M., Ghalem, T., Docca, A.M., Ghandriche, H., Ghomari, A., Guellati, N., Khennous, M., Lounici, R., Naili, H., Takherist, D., Terkmani, M., 1995. Géologie de l'Algérie. Well Evaluation Conference Algeria (WEC), *Published by Schlumberger*, 1-93.
- Aufrere, S., 1991. L'univers minéral dans la pensée égyptienne. *Institut français d'Archéologie Orientale*, Le Caire, 2, 227-235.
- Baddari, K., Djarfour, N., Aïfa, T., Ferahtia, J., 2010. Acoustic impedance inversion by feedback artificial neural network. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 71, 106-111.
- Bai, Y., Zhuang, H., Wang, D., 2006. Advanced Fuzzy Logic Technologies in industrial Applications. *Springer-Verlag*, London, 325p.
- Banerjee, S.K., 1970. Origin of thermoremanence in goethite. *Earth and Planetary Science Letters*, 8, 197-201.
- Behrens, R.A., Macleod, M.K., Tran, T.T., Alimi, A.O., 1998. Incorporating seismic attribut maps in 3D reservoir models. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 1, 122-126.
- Beicip-Franlab, 1995. Champ de Hassi Messaoud, Révision du modèle géologique et structural. *Document interne Sonatrach*, 88pp.
- Beltrami, E., 1873. Sulle funzioni bilineari. *Giornale di matematiche di Battaglini*, 11, 89-106.
- Benayad, S., Park, Y.S., Chaouchi, R., Kherfi, N., 2014. Parameters controlling the quality of the Hamra Quartzite reservoir, southern Hassi Messaoud, Algeria: insights from a petrographic, geochemical, and provenance study. *Arabian Journal of Geosciences*, 7, 1541-1557.
- Bina, M., Daly, L., 1994. Mineralogical change and self-reversed magnetizations in pyrrhotite resulting from oxidation; *Physics of the Earth and Planetary Interior*, 85, 83-93.
- Black, M., 1937. Vagueness. An exercise in logical analysis. *Philosophy of Science*, 4 (4), 427-455.
- Bojadziev, G., Bojadziev, M., 1995. Fuzzy sets, fuzzy logic, applications. *World Scientific Publishing*, USA, 275 pp.
- Borne P., Benrejeb, M., Haggege, J., 2007. Les réseaux de neurones présentation et application. *Edition Technip*, 152 pp.
- Borůvka, L., Vacek, O., Jehlička, J., 2005. Principal component analysis as a tool to indicate the origin of potentially toxic elements in soils. *Geoderma*, 128, 289-300.

- Bosse, B.K., 2007. Neural Network Application in Power Electronics and Motor Drives, An Introduction and Perspective. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 54 (1), 14-33.
- Bouchon-Meunier, B., 1995. La logique floue et applications. *Edition Addison-Wesley*, France, 254 pp.
- Bouchon-Meunier, B., 2007. La logique floue, Que sais-je ?. 4^{ème} Edition. *Edition Universitaire de France*, 127 pp.
- Boudjema, A., 1987, Evolution structurale du bassin petrolier «Triasique» du Sahara Nord Oriental (Algerie): *Thèse réalisée à l'Université de Paris-Sud, Centre d'Orsay*, 290 pp.
- Bourdarot, G., 1996. Essais de puits : Méthodes d'interprétation. *Edition Technip*, 350 pp.
- Bruzzone, L., Roli, F., Serpico, S.B., 1998. Structured neural networks for signal classification. *Signal Processing*, 64, 271-290.
- Bryson, A.E., Ho, Y.C., 1969. Applied optimal control, optimization, Estimation and control Blaisdell, (revised printing, 1975, *Hemisphere Publishing*, Washington, DC), 477 pp.
- Bullard, E.C., 1949. The magnetic field within the earth. *Proceeding of the Royal Society of London*, A197, 433-453
- Buschow, K.H.J., Boer, F.R., 2003. Physics of Magnetism and Magnetic Materials. *Kluwer Academic/Plenum Publisher*. 179 pp.
- Butler, R.F., 1992. Paleomagnetism: Magnetic Domains to Geologic Terranes. *Blackwell Scientific Publications*, 319 pp.
- Chopra, S., Misra, S., Marfurt, K. J., 2011. Coherence and curvature attributes on preconditioned seismic data. *The Leading Edge*, 30, 386-393.
- Costanzo-Alvarez, V., Aldana, M., Aristeguieta, O., Marcano, M.C., Aconcha, E., 2000. Study of magnetic contrasts in the Guafita oil field (South-Western Venezuela). *Physics and Chemistry of the Earth (A)*, 25 (5), 437- 445.
- Coulomb, J., Jobert. G., 1976. Traité de géophysique interne. Tome 2. Magnétisme et géodynamique. *Edition Masson*. 546 pp.
- Cox, E., 1994. The fuzzy systems handbook, a practitioner's guide to building, using, and maintaining fuzzy systems. *Academic press*, 615 pp.
- Cyrot, M., Décorps, M., Dieny, B., Geoffroy, O., Gignoux, D., Lacroix, C., Laforest, J., Lethuillier, P., Molho, P., Peuzin, J.C, Pierre, J., Porteseil, J.L., Rochette, P., Rossignol, M.F, Schlenker, M., Segebarth, C., Souche, Y., Yonnet. J.P., 2000. Magnétisme, I-Fondements. *Edition EDP Sciences*, 486 pp.

- Czichos, H., Saito, T., Smith, L., 2006. Handbook of Materials Measurements Methods. *Springer*, 1205 pp.
- Darabi, H., Kavousi, A., Moraveji, M., Masihi, M., 2010. 3D fracture modeling in Parsi oil field using artificial intelligence tools. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 71, 67-76.
- Davalo, E., Naim, P., 1993. Des réseaux de neurones. *Editions Eyrolles*, 232 pp.
- Day, R., Fuller, M., Schmidt, V.A., 1977. Hysteresis properties of titanomagnetites: grain size and compositional dependence. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 13, 260-267.
- Dearing, J.A., 1999. Environmental Magnetic Susceptibility Using the Bartington MS2 System. *British Library Cataloguing in Publication Data*, 54 pp.
- Dekkers, M.J., 1989. Magnetic properties of natural pyrrhotite. II High-and-low temperature behaviour of Jrs and TRM as function of grain size. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 57, 266-283.
- Desbrandes, R., 1982. Diagraphies dans les sondages. *Technip Edition*, 564 pp.
- Desheng, S., Guodong, L., 1987. Histoire de l'électromagnétisme : observation et utilisation des phénomènes d'électricité et de magnétisme. *Editions de Presse Populaire*, 218 pp.
- Diderot, D., Lerond D'alembert, J., 1779. Encyclopédie des sciences, des arts et des métiers. Imprimerie de la Société, *Livourne*. 1751-1780.
- Djarfour, N., Aïfa, T., Baddari, K., Mihoubi, A., Ferahtia, J., 2008. Application of feedback connection artificial neural network to seismic data filtering. *Comptes Rendus Geoscience*, 340, 335-344.
- Dunlop, D.J., Özdemir, Ö., 1997. Rock Magnetism: Fundamentals and Frontiers. *Cambridge university press*, 565 pp.
- Dunlop, D.J., 2002. Theory and application of the Day plot (Mrs/Ms versus Hcr/Hc), 1: theoretical curves and tests using titanomagnetite data. *Journal of Geophysical Research*, 107, B3.
- Elsasser, W.M., 1946. Introduction effects in terrestrial magnetism, 1, Theory. *Physical Review*, 69, 106-116
- Erdena, M.A., Gündüz, S., Türkmenc, M., Karabulutd, H., 2014. Microstructural characterization and mechanical properties of microalloyed powder metallurgy steels. *Materials Science and Engineering: A*, 616, 201-206.
- Essalhi, M., 2009. Application de l'étude du magnétisme des roches à la compréhension des gisements : traçage des paléocirculations (expérimentation et cas des minéralisations de

- la Florida, Espagne), Structuration et histoire de l'altération des amas sulfurés (cas des chapeaux de fer de la province pyriteuse sud Ibérique, Espagne). *Thèse de doctorat, Université d'Orléans*, 237 pp.
- Fabre, J., 2005. Géologie du Sahara Occidental et Central. *Tervuren African Geosciences Collection*, Belgique, 572 pp.
 - Faure, A., 1998. Cybernétique des réseaux neuronaux commande et perception, *Edition Hermes*, 245 pp.
 - Fausett, L., 1994. Fundamental of Neural Networks, Architectures Algorithms and Applications. *Prentice Hall*. Upper Saddle River, New Jersey, 462 pp.
 - Foote, R.S., 1987. Correlation of borehole rock magnetic properties with oil and gas producing areas. *Association of Petroleum Geochemical Exploration Bulletin*, 3, 114-134.
 - Fortin, J. 2007. La terre comprendre notre planante. *Edition Quebec*, Amerique inc. 126p.
 - Gilbert, W., 1600. De Magnet, *Peter Short*, London, reprinted by Dover Books (1958).
 - Godjevac, J., 1999. Idées nettes sur la logique floue. *Presses Polytechniques et Universitaires Romandes (PPUR)*, 1^{ère} édition, Suisse, 125 pp.
 - Gondran, M., Muller, C., 1997. Réseaux de neurones et apprentissage. *Revue de l'électricité et de l'électronique*, 3, 6-9.
 - Govaert, G., 2003. Analyse des données. *Edition Hermès Sciences*. 362 pp.
 - Graham, J., Bennett, C.E.G., Van Riessen, A.. 1987. "Oxygen in pyrrhotite: 1 thermomagnetic behaviour and annealing of pyrrhotites containing small quantities of oxygen." *American Mineralogist*, 72, 599-604
 - Graham, J., Bennett, C.E.G., Van Riessen, A., 1987. Oxygen in pyrrhotite: 2. Determination of oxygen in natural pyrrhotites. *American Mineralogist*, 72, 605-609.
 - Hagedoorn, J.M., Greiner-Mai, H., Ballani, L., 2010. Determining the time-variable part of the toroidal geomagnetic field in the core-mantle boundary. *Physics of the Earth and planetary Interiors*, 178, 1-2, 56-67.
 - Hamzaoui, Y.El., Rodríguez, J.A., Hernández, J.A., Salazar, V., 2014. Optimization of operating conditions for steam turbine using an artificial neural network inverse. *Applied Thermal Engineering*, in press.
 - Haykin, S., 1999. Neural Network: A Comprehensive Fondation, second edition. *Prentice-Hall*, 837 pp.
 - Hebb, D.O., 1949. The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. *John Wiley and Sons*, New York, 335 pp.

- Hedley, I.G., 1971. The weak ferromagnetism of goethite (αFeOOH). *Journal of Geophysics*, 37, 409-420.
- Heisenberg, W., 1927. "Über den anschaulichen Inhalt der quantentheoretischen Kinematik und Mechanik". *Zeitschrift für Physik*, 43,172-198, translated in. Wheeler, J. A., Zurek, W. H., 1983. Quantum theory and measurement, *Princeton university press*, 62-84.
- Hoffman, B.T., Narr, W., 2012. Using production logs (PLT) to estimate the size of fracture networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 98-99, 11-18.
- Hopfield, J.J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79, 2554-2558.
- Hopfield, J.J., Tank, D.W., 1985. Neural computation of decisions in optimization problems. *Biological Cybernetics*, 52, 141-152.
- Hotelling, H., 1933. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24, 417-441, 498-520.
- Huliselan, E.K., Bijaksana, S., Srigutomo, W., Kardenia, E., 2010. Scanning electron microscopy and magnetic characterization of iron oxides in solid waste landfill leachate. *Journal of Hazardous Materials*, 179, 701-708.
- Hutchings, M.T., 1964. Point charge calculations of energy levels of magnetic irons in crystalline electric fields. *Solid State Physics*, 16, 227-273.
- Ibrahim, A.M., 2004. Fuzzy logic for embedded system applications. *Elsevier science (USA)*, 289p.
- Irani, R., Nasimi, R., 2011. Application of artificial bee colony-based neural network in bottom hole pressure prediction in underbalanced drilling. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 78, 6-12.
- Jain, A.K., Mao, J., Mohiuddin, K.M., 1996. Artificial neural networks: A tutorial. *IEEE computer*, 2, 31-44.
- James, W., 1890. Psychology (Briefer Course), Chapter XVI, "Association ". *New york Holt*. 253-279.
- Jones, C.A., 214. A dynamo model of Jupiter's magnetic field. *Icarus*, 241, 148-159
- Jordan, M.C., 1874. Mémoire sur les formes bilinéaires. *Journal de Mathématiques Pures et Appliquées*, 19, 35-54.
- Karimpouli, S., Hassani, H., Malehmir, A., Nabi-Bidhendi, M., Khoshdel, H., 2013. Understanding the fracture role on hydrocarbon accumulation and distribution using

- seismic data: A case study on carbonate reservoir from Iran. *Journal of Applied Geophysics*, 96, 98-106.
- Kherfellah, N., Ait saleme, H., Bekkour, K., Benhadid, S., 2002. Approche sédimentologique pour une résolution optimale des problèmes de pertes de boues de forage. *Oil & Gas Science Technology Revue. IFP*, 57 (6), 631-635.
 - Kittel, Y., 1969. Angles in Zinc-Nickel Ferrites. *Physical Review*, 181 (2), 969-977.
 - Knoll, M., 1935. Aufladepotential und Sekundäremission elektronenbestrahlter Körper (Le microscope électronique à balayage, Mise en œuvre pratique). *Zeitschrift für technologie Physik*. 16, 467-475.
 - Korte, M., Constable, C.G., 2008. Spatial and temporal resolution of millennial scale geomagnetic field models. *Advances in Space Research*, 41, 57-69.
 - Kouider El Ouahed, A., Djebbar, T., Mazouzi, A., 2005. Application of artificial intelligence to characterize naturally fractured zones in Hassi Messaoud Oil Field, Algeria. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 49, 122-141.
 - Lambert, J.M., Simkovich, G., Walker, P.L., 1998. The kinetics and mechanism of the pyrite-to-pyrrhotite transformation. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 29B, 385-396.
 - Lanza, R., Meloni, A., 2006. The Earth's Magnetism An introduction for Geologists. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. 267 pp.
 - Larmor, J., 1919. How could a rotating body such as the sun become a magnet?. *British Association for the Advancement of Science*, 159-160.
 - Larroque, C., Virieux. J., 2001. Physique de la Terre solide, observations et théories. *Gordan and Breach Sciences Publishert*, Edition Contemporary publishing International. 360 pp.
 - Leclant, J., 1955. Le fer dans l'Egypte ancienne, le Soudan et l'Afrique, in Colloque International. Le fer à travers les ages, Nancy, 3-6 octobre 1955 (Annuel de l'Est, Faculté des Lettres de Nancy, mémoire n°16, 1956).
 - LeCun, Y., 1985. Une procédure d'apprentissage pour réseau a seuil asymétrique. *Proceedings of Cognitive*, 85, 599-604.
 - Liang, L., Wu, D., 2005. An application of pattern recognition on scoring Chinese corporations Financial conditions based on backpropagation neural network. *Computers & Operations Research*, 32, 1115-1129.

- Lim, J.S., 2005. Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 49, 182-192.
- Lin, S.T., 1960. Magnetic behaviour in the transition region of a hematite single crystal. *Journal of Applied Physics* . 31, 273-274.
- Lin, Y.H., Cunningham, G.A., 1995. A New Approach to Fuzzy-Neural System Modeling Fuzzy Neural. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, 3, (2), 190-198.
- Lin, Y., Cunningham, G.A., Coggeshall, S.V., 1996. Input variable identification-fuzzy curves and fuzzy surfaces. *Fuzzy sets and systems*, 82, 65-71.
- Lindsley, D.H., 1991. Experimental studies of oxide minerals: In oxide minerals, petrologic and Magnetic significance, (D.H., Lindsley ed). *Mineralogical Society of America*, Washington DC, 69-106.
- Liu, X.M., Hesse, P., Rolph, T., Begèt, J.E., 1999. Properties of magnetic mineralogy of Alaskan loess: evidence for pedogenesis. *Quaternary International*, 62, 93-102.
- Lloyd, C.D., 2010 Analysing population characteristics using geographically weighted principal components analysis: A case study of Northern Ireland in 2001. *Computers, Environment and Urban Systems*, 34, 389-399.
- Lotgering, F.K., 1956. On the ferrimagnetism of some sulphides and oxides. *Philips research reports*, 11, 190-240.
- Lowrie, W., 2007. Fundamentals of Geophysics Second edition. *Cambridge University Press*, 375 pp.
- Lukasiewicz, J., 1920. “O logice trojwartosciowej”, la logique trivalente. *Ruch Filozoficzny*, 5, 170-171.
- Lynch, J. 2001. Analyse physico-chimique des catalyseurs industriels: Manuel pratique de caractérisation. *Edition Technip*, 311 pp.
- Ma, Z., Song, X., Wan, R., Gao, L., Jiang, D., 2014. Artificial neural network modeling of the water quality in intensive Litopenaeus vannamei shrimp tanks. *Aquaculture*, 433, 307-312.
- Malallah, A., Nashawi, I.S., 2005. Estimating the fracture gradient coefficient using neural networks for a field in the middle East. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 49, 193-211.
- Mamdani, E.H., 1974. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, 121, 1585-1588.

- Martin, J.L., George, A., 1998. Traité des matériaux, 3 Caractérisation expérimentale des matériaux, II Analyse par rayons X, électrons et neutrons. *Presses polytechniques et universitaires romandes*, Lausanne, 368 pp.
- Massa, D., Ruhland, M., Thouvenin, J., 1972. Structure et fracturation du champ d'Hassi Messaoud (Algérie). *Revue de l'Institut Français du Pétrole, Edition Technip*, 4, 489-534.
- McCulloch, W.S., Pitts, W.H., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133.
- McElhinny, M.W., McFadden, P.L., 2000. Paleomagnetism continents and oceans. *Academic press*, 377 pp.
- Merrill, R.T, McElhinny, M.W., 1983. The Earth's Magnetic Field, Its History, Origin and Planetary Perspective. *Academic Press*, 397 pp.
- Merrill, R.T., McElhinny, M.W., McFadden, P.L. 1996. The Magnetic Field of the Earth: Paleomagnetism, the Core, and the Deep Mantle. *Academic Press*, San Diego, 531 pp.
- Minsky, M.L., Papert, S., 1969. Perceptrons: An introduction to computational Geometry, *MIT. Press*, Cambridge, Mass.
- Moskowitz, B.M., Banerjee, S.K., 1981. A comparaison of the magnetic properties of synthetic titanomagemites and some oceanic basalts. *Journal of Geophysical Research* , 86, 869-882.
- Naba, S., 2007. Propriétés magnétiques et caractères structuraux des granites du Burkina Faso oriental (Craton Ouest Africain, 2.2-2.0 Ga) : Implications géodynamiques. *Thèse, doctorat, Université de Toulouse*, 163 pp.
- Nagata, T., 1961. Rock Magnetism. *Maruzen, Tokyo*, 350 p.
- Needham, J., 1962. Science and Civilisation in China. Physics and Physical Technology, part I. Physics. *Cambridge University Press*, Cambridge, 434 pp.
- Nelson, R.A., 2001. Geologic Analysis of Naturally Fractured Reservoirs, second edition. *Gulf professional publishing*. 323 pp.
- Ogunyemi, T., Montaggioni, P., Azzougen, A., Kourta, M., Khodja, S., Madani, M., 2009. integration of production, pressure transient and borehole images in horizontal wells drilled in Cambrian sandstone reservoirs of Hassi Messaoud field, Algeria. *Society of Petroleum Engineers*, SPE 121923. 1-16.
- O'Reilly, W., 1984. Rock and Mineral Magnetism. *Blackie*, Glasgaw. 230p.
- Ouenes, A., 2000. Practical application of fuzzy logic and neural networks to fractured reservoir characterization. *Computers & Geosciences*, 26, 953-962.

- Özdemir, Ö., Dunlop, D.J., 1996. Thermoremanence and Néel temperature of goethite. *Geophysical Research Letters*, 23, 921-924.
- Özdemir, Ö., Dunlop, D.J., 1999. Low-temperature properties of a single crystal of magnetite oriented along principal magnetic axes. *Earth and Planetary Science Letters*, 165, 229-239.
- Özdemir, Ö., Dunlop, D. J., 2000. Intermediate magnetite formation during dehydration of goethite *Earth and Planetary Science Letters*, 177, 59-67.
- Parker, D., 1985. Learning Logic. Technical Report TR-87, Cambridge, MA: Center for Computational Research in Economics and Management Science, *MIT*, Cambridge.
- Pawlowski, L., 2003. Dépôt physique, Techniques, microstructures et propriétés, *Press polytechniques et universitaires de romandes*, 303 pp.
- Pearson, K., 1901. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, 2, 559-572.
- Perez-Perez, A., D'Onofrio, L., Bosch, M., Zabata, E., 2011. Association between magnetic susceptibilities and hydrocarbon deposits in the Barinas-Apure Basin, Venezuela. *Geophysics*, 76 (6), 35-41.
- Pétronille, M., 2009. Contribution à la caractérisation du type d'occupation des sols à partir des propriétés magnétiques. *Thèse de doctorat de l'Institut de Physique du Globe Paris, Université de Pierre et Marie Curie*, 315 pp.
- Preisendorfer, R.W., 1988. Principal component analysis in meteorology and oceanography, In *Developments in atmospheric science. Elsevier*, 17, 425 pp.
- Putnis, A., 1992. Introduction to Mineral Sciences. *Cambridge University Press*, Cambridge, 457 pp.
- Raïche, G., Paquette-Côté, K., Magis, D., 2011. Des mécanismes pour assurer la validité de l'interprétation de la mesure en éducation. La mesure. *Presses de l'Université de Québec*, 1, 139 pp.
- Reid, M.K, Spencer, K.L., 2009. Use of principal component analysis (PCA) on estuarine sediment datasets: the effect of data pre-treatment. *Environnement pollution*, 157, 2275-2281.
- Reiss, L.H., 1980. Réservoir engineering en milieu fissuré. *Editions Technip*, 133 pp.
- Rennard, J.P., 2006. Réseaux neuronaux : une introduction accompagnée d'un modèle Java. *Edition Vuibert*, Paris, 304 pp.

- Rogers, S.K., Colombi, J.M., Martin, C.E., Gainey, J.C., Fielding, K.H., Burns, T.J., Dennis W. R., Kabrisky, M., Oxley, M., 1995. Neural networks for automatic target recognition. *Neural Networks*, 8, 1153-1184.
- Rolon, L., Mohaghegh S.D., Ameri, S., Gaskari, R., McDaniel, B., 2009. Using artificial neural networks to generate synthetic well logs. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 1, 118-133.
- Rosenblatt, F., 1958. The perceptron : A theory of statistical separability in cognitive systems. *Cornell Aeronautical Laboratory*, Report N°.VG-1196-G-1.
- Rumelhart, D.E., McClelland, J., 1986. Parallel Distributed Processing, Volumes (1). *MIT Press*, Cambridge, pp. 282-317.
- Sabaou, N., Aït-Salem, H., Zazoun, R.S., 2009. Chemostratigraphy, tectonic setting and provenance of the Cambro-Ordovician clastic deposits of the subsurface Algerian Sahara. *Journal of African Earth Sciences*, 55, 158-174.
- Sahimi, M., Hashemi, M., 2001. Wavelet identification of the spatial distribution of fractures. *Geophysical Research Letters*. 28 (4), 611-614.
- Saidi, A. M., 1987. Reservoir Engineering of Fractured Reservoirs. *Total Edition Press*, Paris, 864 pp.
- Saporta, G., 2006. Probabilités, analyse des données et statistique, deuxième édition. *Edition Technip*, 656 pp.
- Saraç, A.S., Bardavit , Y., 2004. Electrografting of copolymer of poly [*N*-vinylcarbazole-co-styrene] and poly[*N*-vinylcarbazole-co-acrylonitrile] onto carbon fiber: cyclovoltammetric (CV), spectroscopic (UV-Vis, FT-IR-ATR), and morphological study (SEM). *Progress in Organic Coatings*, 49, 85-94.
- Sausse, J., Dezayes, C., Dorbath, L., Genter, A., Place, J., 2010. Modele 3D des zones de fractures dans le réservoir profond de Soultz-sous-Forêts (Bas-Rhin, France) : données géologiques, imageries de puits, microsismicite induite et résultats VSP. *Comptes Rendus Geoscience*, 342, 531-545.
- Schubert, G., Soderlund, K.M., 2011. Planetary magnetic fields: Observations and models. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 187, 92-108.
- Serra, O., 1985. Diagraphies différées, Bases de l'interprétation, Tome2, Interprétation des données diagraphiques. *Bulletin des Centres de Recherches Exploration Production Elf-Aquitaine, Elf-Aquitaine-Edition, Pau*, 625 pp.
- Serra, O., 1989. Formation MicroScanner Image Interpretation, *Schlumberger Education Services*. Houston, Texas, SMP-7028, 117 pp.

- Singh, A.K., Sharma, M., Singh, M.P., 2013. SEM and reflected light petrography: A case study on natural cokes from seam XIV, Jharia coalfield, India. *Fuel*, 112, 502-512.
- Sivasankaran, S., Narayanasamy, R., Ramesh, T., Prabhakar, M., 2009. Analysis of workability behavior of Al-SiC P/M composites using backpropagation neural network model and statistical technique. *Computational Materials Science*, 47, 46-59.
- Skoog, D. A., Holler, F.J., Nieman, T.A., 2003. Principes d'analyse instrumentale. *Edition de boeck*, 778p.
- Stacey, F.D., Banerjee, S.K., 1974. The Physical Principles of Rock Magnetism. *Elsevier*. Amsterdam. 195 pp.
- Stearns, D. W., Friedman, M., 1972. Reservoirs in Fractured Rock. in Stratigraphic Oil and Gas Fields. *American Association of Petroleum Geologists Memorial*, 16, 82-100.
- Tarek, A., 2010. Reservoir engineering handbook, Fourth edition. *Gulf Professional Publishing, Elsevier*, 1445 pp.
- Tarling, D.H., Hrouda, F., 1993. The magnetic Anisotropy of Rocks. *Edmundsbury Press*, 221 pp.
- Tauxe, L., 2003. Paleomagnetic Principles and Practice. *Kluwer Academic Publishers*, 293 pp.
- Thompson, R., Oldfield, F., 1986. Environmental Magnetism. *Allen and Unwin*, London, 227 pp.
- Tiab, D., Donaldson, E.C., 2004. Petrophysics. Theory and Practice of Measuring Reservoir Rock and Fluid Transport Properties, second ed. *Elsevier*, Oxford, 889 pp.
- Tokhmechi, B., Memarian, H., Rasouli, V., Noubari, H.A., Moshiri, B., 2009. Fracture detection from water saturation log data using a Fourier-Wavelete approach. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 69, 129-138.
- Tsvankin, I., Gaiser, J., Grechka, V., van der Baan, M., Thomsen, L., 2012. Seismic anisotropy in exploration and reservoir characterization: an overview. *Geophysics*, 75, A15-A29.
- Vaferi, B., Eslamloueyan, R., Ayatollahi, S., 2011. Automatic recognition of oil reservoir models from well testing data by using multi-layer perceptron networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 77, 254-262.
- Van Golf-Racht, T.D., 1982. Fundamentals of Fractured Reservoir Engineering. *Elsevier Scientific Publishing Company*, Amsterdam-Oxford-New York, 639 pp.
- Vatan, A., 1967. Manuel de sédimentologie. Edition Technip, 401 p.

- Verwey, E. J. W., 1939. Electronic conduction of magnetite (Fe_3O_4) and its transition point at low temperatures. *Nature*, 144, 327-328.
- Vion-Dury, J., 2002. Les cours du PCEM. Cours de résonance magnétique spectroscopie et imagerie. *Edition ellipses marketing*, 320 pp.
- Waldeyer, H. W. G., 1891. *Über einige neuere Forschungen im Gebiete der Anatomie des Centralnervensystems*. A propos des recherches récentes dans les domaines de l'anatomie du système nerveux central. *Deutsche Medizinische Wochenschrift*, 44, 1-64.
- Wanga, H., Zhanga, R., Hua, X., Wangb, C.A., Huangb, Y., 2008. Characterization of a powder metallurgy SiC/Cu-Al composite. *Journal of Materials Processing Technology*, 197, 43-48.
- Warren, J.E., Root, P.J., 1963. The behavior of naturally fractured reservoirs. *Society of Petroleum Engineer Journal*, 3 (3), 245-255.
- Weiss, P., 1907. L'hypothèse du champ moléculaire et de la propriété ferromagnétique. *Journal de Physique*. 6, 661-690.
- Weiss, W., Shaochang, Wo., Weiss, J.W., 2001. Data mining at a regulatory agency to forecast waterflood recovery. In: Proceedings of the SPE Rocky Mountain Petroleum Technology Conference, Keystone, Colorado, 21-23 May. *Society of Petroleum Engineers*, paper SPE 71057, 1-13.
- Westphal, M., Pffaf, H., 1986. Paléomagnétisme et magnétisme des roches. *Doin Editeurs-Paris*, 129 pp.
- Widrow, B., Hoff, M.E., 1960. Adaptive switching circuits. *IRE WESCON Convention Record*, 4, 96-104.
- Wise, M.N., 2004. Growing Explanations: Historical perspectives on recent science, *Duke University Press*, 346 pp.
- Xue, Y., Cheng, L. , Mou, J., Zhao, W., 2014. A new fracture prediction method by combining genetic algorithm with neural network in low-permeability reservoirs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 21, 159-166.
- Yegnanarayana, B., 2006. Artificiel neural network. *Prentice Hall of India Private Limited*, 461 p.
- Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets. *Information and control*. 8, 338-353.
- Zadeh, L.A., 1973. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3 (1), 28-44.

- Zazoun, R.S., Mahdjoub, Y., 2013. Strain analysis of Late Ordovician tectonic events in the In-Tahouite and Tamadjert Formations (Tassili-n-Ajjers area, Algeria). *Journal of African Earth Sciences*, 60, 63-78.
- Zeng, L., Jiang, J., Yang, Y., 2010. Fractures in the low porosity and ultra-low permeability glutenite reservoirs: A case study of the late Eocene Hetaoyuan formation in the Anpeng Oilfield, Nanxiang Basin, China. *Marine and Petroleum Geology*, 27, 1642-1650.
- Zerroug, S., Bounoua, N., Lounissi, R., Zeghouani, R., Djellas, N., Kartobi, K., Etchecopar, A., Tchambaz, M., Abadir, S., Simon, P., Fuller, J., 2007. Well Evaluation Conference Algeria. *Published by Schlumberger*, Produced by Lynx Consulting, Inc., Houston, TX, USA, 489 pp.
- Zhang, G., Patuwo, B.E., Hu, M.Y., 1998. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International journal of forecasting*, 14, 35-62.
- Zhu, Z., Han, Z., Bi, X., Yang, W., 2012. The relationship between magnetic parameters and heavy metal contents of indoor dust in e-waste recycling impacted area, Southeast China. *Science of the Total Environment*, 433, 302-308.
- Zuo, R., 2011. Identifying geochemical anomalies associated with Cu and Pb-Zn skarn mineralization using principal component analysis and spectrum-area fractal modeling in the Gangdese Belt, Tibet (China). *Journal of Geochemical Exploration*, 111, 13-22.

Annexe

Les paramètres d'hystérésis tirés à partir des cycles d'hystérésis pour les échantillons étudiés sont regroupés dans le tableau suivant :

Echantillon	Mrs (mAm ² /kg)	Ms (mAm ² /kg)	Mrs/Ms	Hcr (mT)	Hc (mT)	Hcr /Hc
S1	1.67	3.809	0.438	441	170.4	2.588
S2	0.2067	4.226	0.049	28.29	3.345	8.457
S3b	5.224	9.941	0.525	525.3	158	3.324
S3a	0.771	8.479	0,091	274.8	7.874	34.899
S4	0.7111	13.64	0.052	21.7	4.071	5,330
S5	10.79	19.2	0.561	547.3	259.8	2.106
S6	12,82	18.45	0.694	462.1	342.7	1.348

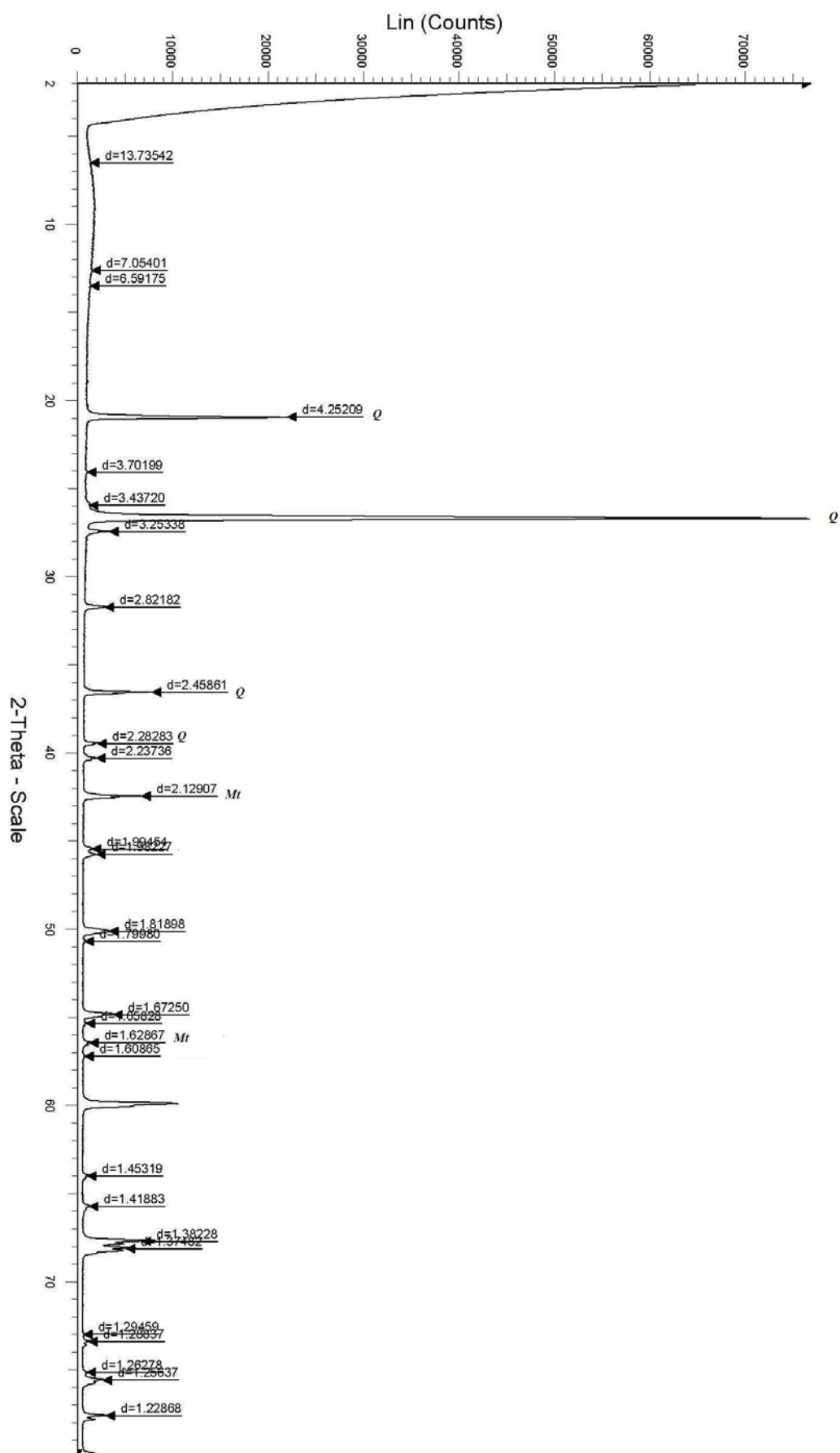


Fig.A. Diagramme de DRX de l'échantillon S2. Q :Quartz et Mt : Magnétite



Prediction of natural fracture porosity from well log data by means of fuzzy ranking and an artificial neural network in Hassi Messaoud oil field, Algeria

Ahmed Ali Zerrouki^{a,b}, Tahar Aïfa^{c,*}, Kamel Baddari^a

^a Laboratoire de Physique de la Terre (LABOPHYT), Université M'hamed Bougara, 35000 Boumerdès, Algeria

^b Institut de Physique du Globe de Strasbourg, IPGS - CNRS UMR7516, Université de Strasbourg (EOST), 1 rue Blessig, 67084 Strasbourg cedex, France

^c Géosciences-Rennes, CNRS UMR 6118, Université de Rennes 1, Bat.15, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes cedex, France

ARTICLE INFO

Article history:

Received 4 April 2012

Accepted 13 January 2014

Available online 8 February 2014

Keywords:

fracture porosity

log data

fuzzy ranking

artificial neural network

reservoir

ABSTRACT

The fracture porosity is estimated especially through the log data (density, neutron porosity and transit time) and the characteristics of the mud (fluid density, transit time of the saturating fluid). If one of these parameters is lacking, the estimation of the natural fracture porosity using log data becomes impossible. The problem found in the study area of the Hassi Messaoud oil field is that the transit time is missing in many wells, which makes the calculations of the natural fracture porosity difficult. A methodology is proposed in this paper to estimate this parameter by means of fuzzy ranking and artificial neural network (ANN) using four conventional log data (deep resistivity, density, neutron porosity and gamma ray) from well#1 and well#2 in Hassi Messaoud oil field.

Fuzzy ranking is used to rank the log data input with the degree of influence at the desired output of the ANN, the results obtained confirm that all data used by ANN are important and we cannot neglect any one. The structure of the ANN was trained using the back-propagation algorithm, the training was retained when the number of epochs is equal to 1000 and the mean squared error is equal to 0.001. The correlation coefficient (R^2) between the natural fracture porosity obtained from ANN and log data is equal to 0.878.

The methodology presented in this paper can serve for the prediction of natural fracture porosity from well log data when the transit time or the characteristics of the mud are unknown in the oil wells.

© 2014 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Fractures are discontinuities in rocks, which appear as local breaks in the natural sequence of the rock's properties. Most geological formations in the upper part of the Earth's crust are fractured to some extent. The fractures represent mechanical failures of the rock strength owing to natural geological stresses such as tectonic movement, lithostatic pressure changes, thermal stresses, high fluid pressure, drilling activity, and even fluid withdrawal, since fluid also partially supports the weight of the overburden rock. Although petroleum reservoir rocks can be found at any depth, at greater depths the pressure of the overburden is sufficient to cause plastic deformation of most sedimentary rocks. Such rocks are unable to sustain shear stresses over a long period and flow towards a state of equilibrium (Tiab and Donaldson,

2004). A natural fracture is a planar discontinuity in reservoir rock due to deformation or physical diagenesis. Diagenesis (chemical and physical changes after deposition) strongly modifies the reservoir properties possessed at the time of deposition. The dominant diagenetic process consists of early cementation, selective dissolution of aragonite and re-precipitation as calcite, burial cementation, dolomitization, and compaction driven microfracturing (Massonnat and Pernarcic, 2002). Naturally fractured rocks can be geologically categorized into three main types, based on their porosity systems: (i) intercrystalline–intergranular, such as the Snyder field in Texas, the Elk Basin in Wyoming, and the Umm Farud field in Libya, (ii) fracture–matrix, such as the Spraberry field in Texas, the Kirkuk field in Iraq, the Dukhan field in Qatar and (iii) vugular–solution, such as the Pegasus Ellenburger field and the Canyon Reef field in Texas (Tiab and Donaldson, 2004). Naturally fractured reservoirs represent a significant percentage of oil reservoirs throughout the world and have been given considerable research attention. Examples include tight gas and coal bed methane reservoirs; such reservoirs behave like two media of

* Corresponding author.

E-mail address: tahar.aifa@univ-rennes1.fr (T. Aïfa).

different porosities: the matrix and the fracture network. The productivity of the wells in these low permeability reservoirs is attributed to fracture network (Kouider El Ouahed et al., 2005).

The estimation of fracture porosity in a natural fracture reservoir is poorly evaluated because of the heterogeneous distribution of the fracture in the reservoir, the difficult technique to require it directly from the plug in laboratory and the low recovery rate of plugs during drilling in some fractured reservoirs. So we need to exploit the log data as much as possible, because they are easy to obtain and they cover all the reservoirs in the well. The conventional methods are the estimation of the natural fracture porosity from empirical equation using geophysical log data (Serra, 1985; Tiab and Donaldson, 2004), or its calculation in a laboratory (Tiab and Donaldson, 2004).

The fuzzy ranking is applied to range the log data inputs in order to know the influence of each input parameter on the porosity of natural fractures. This technique was used to rank the petrographic data for estimating the permeability (Maqsood and Adwait, 2000). Weiss et al. (2001) used the fuzzy ranking to classify 30 parameters that affect the estimation of water flood. Ouenes (2000) introduces fuzzy ranking to evaluate the hierarchical effect of the geologic drivers (structure, bed thickness and lithology) on the fractures.

ANNs have proven to be excellent predictive tools in various petroleum-engineering applications. Such applications include geochemistry (Alizadeh et al., 2012), seismic (Baddari et al., 2010), model reservoir properties (Zhou et al., 1993), well logging (Wong and Shibli, 1998; Bhatt, 2002; Rolon et al., 2009), well testing (Dakshindas et al., 1999), and horizontal drilling (Sadiq and Gharbi, 1998). The artificial neural network (ANN) is applied to (i) identify total porosity and lithofacies (Baldwin et al., 1989; Fischetti and Andrade, 2002), (ii) predict permeability using geophysical log data (Mohaghegh et al., 1994; Aminian and Ameri, 2005) and (iii) estimate permeability from petrographic data (Maqsood and Adwait, 2000). The ANN is used as the main tool for predicting water saturation and fluid distribution from log data (Al-Bulushi et al., 2009). The hybrid genetic programming and fuzzy neural are used to estimate the permeability from wire line log data (Xie et al., 2005).

Despite the successful application of ANNs in different domains, some researchers considered it as a black box and have limited its ability to explicitly identify possible causal relationships (Tu, 1996). Among the limitation of the ANNs is the lack of uniform methods to obtain the optimal architecture (number of hidden layers and hidden nodes) of the network and the best way to train it (many algorithms of training) in order to solve the different problems. Moreover, none of the methods used for finding the optimal architecture and none of the algorithms of training available can assure the optimal solutions for the different non-linear optimization problems in a minimum time (Zhang et al., 1998). Also the credit-assignment problem can be defined as the process of determining which weight should be adjusted to effect the change needed to obtain the desired system performance (Priddy and Keller, 2005). Despite that, one hidden layer is sufficient for the large majority of problems but adding a hidden layer can improve the performance of ANN to solve the problem of the credit assignment. Hirose et al. (1991) conclude that when a new network is trapped in a local minimum a new hidden unit is added. The training process then proceeds because the shape to the weight space is changed. Zhang et al. (1998) mentioned that using one hidden layer networks can need high number of hidden nodes, which is not desirable in the training time and the network generalization.

Our study area is situated in the Hassi Messaoud oil field; the wells of this study were drilled and cemented in 1982. The transit time (ΔT) is lacking in the majority of the wells, as a result it is difficult and expensive to run log data now to extract the transit

time. So it is obviously important to address a methodology in order to calculate the natural fracture porosity (phif) from the conventional log data. In this work, to better know the influence of each of these input data, for the output, the fuzzy ranking is applied. The methodology proposes to apply the ANN to predict the natural fracture porosity using conventional well log data such as gamma ray (GR), density (RhoB), deep resistivity (ILD) and neutron porosity (phin).

2. Fuzzy ranking

2.1. The theory of fuzzy ranking

Zadeh's (1965) original idea for fuzzy logic can be conceptualized as a generalization of classical logic to model complex systems with a model of parameters which can be expressed by a set of fuzzy rules. For a complete discussion on the mathematical theory of fuzzy sets refer to Dubois and Prade (1980). An important feature of fuzzy logic is the ability to use deterministic tools (using fuzzy membership functions) to quantify uncertainty.

Lin et al. (1996) developed a new approach well adapted to ranking non-linear systems from input–output data. The objective of this method is to predict y (natural fracture porosity), when x_i (input well log variables (GR, ILD, RhoB, phin)) change slightly in a neighborhood close to $x_{i,k}$. The method works firstly by constructing a fuzzy membership function, this fuzzification of the data is carried out through a Gaussian function

$$\mu_{i,k}(x_i) = \exp\left(-\left(\frac{x_{i,k} - x_i}{b}\right)^2\right) \quad (1)$$

where $k=1,2,\dots,M$ and b is typically constant taken as 10% of the length of input interval x_i (Ouenes, 2000; Wong and Boerner, 2004), it defines the shape of the fuzzy membership curve. Fig. 1 presents two examples of fuzzy membership functions obtained for two inputs data with a set generated randomly while Fig. 2 shows two other fuzzy membership functions for two inputs data obtained from a random data set with a value $x^{1/2}$ added. The fuzzy curve function gives a global prediction of y because it consists of the sum of the local predictions (fuzzy membership functions). This is termed centroid defuzzification, the fuzzy curve

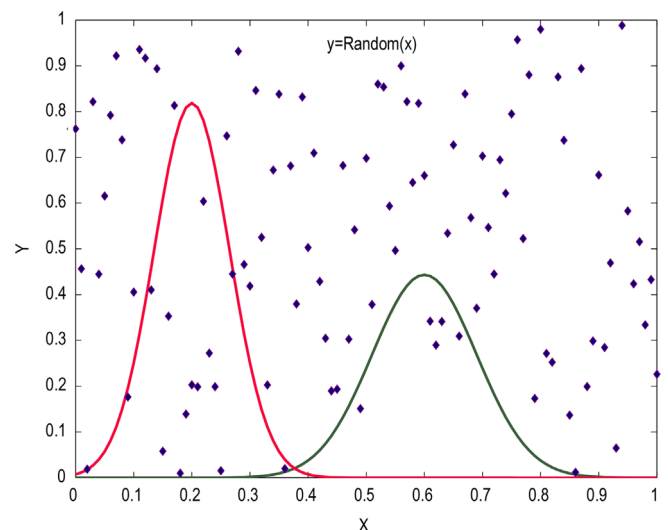


Fig. 1. Conventional cross-plot of random data set (0,1), after Weiss et al. (2001).

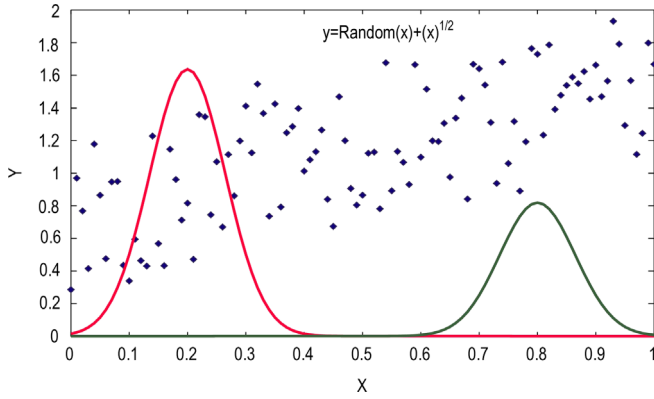


Fig. 2. Conventional cross-plot of random data set plus a square root trend, after Weiss et al. (2001).

function is (Lin et al., 1996; Weiss et al., 2001)

$$C_i(x_i) = \frac{\sum_{k=1}^M y_k \times \mu_{i,k}(x_i)}{\sum_{k=1}^M \mu_{i,k}(x_i)} \quad (2)$$

The mean square error is given by

$$MSE_{C_i} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (C_i(x_{i,k}) - y_k)^2 \quad (3)$$

where x_i are the input variables, k the number of variables, y the output variables. The input variable is classified in ascending order of MSE_{C_i} , the input with the smallest MSE_{C_i} is the most important and the input with the largest MSE_{C_i} is least important (Lin et al., 1996).

Several studies reported successful application of the fuzzy ranking technique; for example Tran and Tran (2007) combined the fuzzy ranking and simulated annealing to improve discrete fracture inversion. The fuzzy curve method performs very well in identifying the importance of the inputs (Sung, 1998), and selecting the best related input (well logs data) with output (core porosity and permeability) (Lim, 2005). The fuzzy ranking is used for ranking the different geological and geomechanical drivers with the corresponding fracture index (Kouider El Ouahed et al., 2005).

2.2. Algorithm

All further simulations and applications to real data were performed under Matlab environment. The specific steps for the fuzzy ranking algorithm can be given as follows:

Step 1: First read in the file data that includes values of log data (density, gamma ray, deep resistivity, neutron porosity) as inputs x_i , $i=1,2,\dots,N$, and the natural fractured porosity as output y .

Step 2: Then the fuzzy curves are created by the following two steps:

- for each data point $(x_{i,k}; y_k)$, $k=1,2,\dots,M$, in each x_i - y space, the fuzzy membership function is created.
- these membership functions are defuzzified to produce a fuzzy curve c_i , $i=1,2,\dots,N$ for each input variable x_i , $i=1,2,\dots,N$.

Step 3: The fuzzy membership functions of Eq. (1) can be considered as fuzzy rules for the output y with respect to each input x_i ; these fuzzy rules can be written as

if x_i is $\mu_{i,k}(x_i)$, then y is y_k , where $i=1,2,\dots,N$ and $k=1,2,\dots,M$.
 Step 4: The mean square error is calculated between each fuzzy curve c_i , $i=1,2,\dots,N$ and original data y .
 Step 5: The input variables are sorted into ascending mean square error values to choose significant input variables.

The input with the smallest mean square error is the most important, and the input with the largest one is the least important.

3. Back-propagation neural network

Artificial intelligence is generally divided into two basic categories; rule-based (expert) systems and adaptive (neural) systems. ANNs are computational models whose design is inspired schematically by the operations of biological neurons (Graupe, 2007).

In supervised learning, the network is trained with many pairs of input and corresponding desired output. First, the network weights are initialized randomly. Then, the outputs of the network are computed based on provided input by the neurons of the hidden and output layers. The calculated outputs are then compared with the desired ones and an error term is computed. This error is back-propagated through the network, and the weights are then adjusted. This process is repeated until the convergence of the network to a minimum error is judged sufficient. In this case, the neural network can be considered to be trained (Maqsood and Adwait, 2000).

Back-propagation is the famous method to search the weight of the feed-forward network on the training using the gradient descent method, which is a largely used technique for supervised network learning in different applications (Choi and Lee, 2009; Baddari et al., 2010). Therefore a stochastic gradient to minimize the mean square error on the output is used (Rennard, 2006):

$$p_i^k = \sum_{j=1} w_{ji} s_j^k + \theta_i \quad (4)$$

and

$$s_i^k = \varphi(p_i^k) \quad (5)$$

where p_i^k is the potential of the neuron i for the example k , w_{ji} the weight connecting the neuron j to the neuron i , θ_i the threshold of the neuron i , s_i^k the output of the neuron i for the example k , and φ the transfer function. The error of the example k is defined as (Rennard, 2006)

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{o=1}^O (d_o^k - s_o^k)^2 \quad (6)$$

where d_o^k is the desired signal for the example k on the output neuron o , O is the number of neurons in the output layer and s_o^k is the output of the neuron o for example k (Rennard, 2006). The total error is

$$E = \sum_{k=1} E_k \quad (7)$$

According to the application of the delta rule, the learning function is deduced (Rennard, 2006):

$$\Delta k w_{ji} = \eta \delta_i^k s_j^k \quad (8)$$

where η is the learning rate (a number between 0 and 1 that controls how much the weight can change in each iteration) and δ_i^k the error term of the neuron i for example k . Therefore the synaptic weights are corrected according to the error signal.

After determining the error signal, the learning rule for the output neurons is given as (Rennard, 2006)

$$\Delta kw_{jo} = \eta(d_o^k - s_o^k)s_o^k(1 - s_o^k)s_j^k \quad (9)$$

The back-propagation algorithm is useful in a large application in oil reservoir. Djarfour et al. (2008) used this algorithm to train the Elman neural network in filtering seismic data. It was also applied to estimate the initial pressure, permeability and skin factor of oil (Jeirani and Mohebbi, 2006) and to predict oil PVT properties (Asadisaghandi and Tahmasebi, 2011). The back-propagation neural network was used for selecting the most effective logs in reservoir permeability determination (Majdi et al., 2010). The application of the back-propagation neural network is not limited to the oil reservoir but it found large applications in different disciplines, for example, materials science (Sivasankaran et al., 2009), water research (Kuo et al., 2006) and ecological modeling (Park et al., 2003; Kılıç et al., 2006; Oh et al., 2007).

4. Reservoir description

The Hassi Messaoud region is located in the central part of the Algerian Sahara, and is known for its oil-producing wells, mainly from the Cambrian reservoirs. The Hassi Messaoud super-giant field is a dome covering an area of almost 1600 km². The study area is composed of three zones, 1A, 1B and 1C; the studied wells are located in zone 1A (Fig. 3). The Cambrian deposits, which are represented by sandstones and quartzites, are the best known and form the major reservoirs (Cambrian Ra and Ri). The Cambrian is represented by a set of sandstone sediments divided into two members, a lower and an upper member. Its thickness is ~150 m. The lower member, Ra (the anisotropic reservoir), is represented by fine to coarse gray-white sandstones and by compact, indurate light-gray conglomerates, which are ferruginous in some places. The upper member, known as Ri (isotropic reservoir) is represented by pinkish gray sandstones of quartzite composition with a siliceous cement. Stylolitic joints and fracturing are present. The Cambrian reservoirs (Ri) and (Ra) appear to be appreciably different. The sandstone bodies and silts of reservoir Ra are discontinuous and of small lateral extent, unlike sandstone (Ri), which shows better continuity (Fig. 4) (Zerroug et al., 2007). The study area is situated at the extreme west in the Hassi Messaoud oil field. The anisometric reservoir kind is formed by average to low sand with abandon siliceous cement and a fine layer of limestone; it is subdivided into five drains (D1, ID, D2, D3 and D4). The anisometric reservoir offers better petrophysic characteristics, it is famous for oil production in the Cambrian reservoirs; their porosity and permeability vary from 5% to 10% and from 1 to 50 mD respectively. The core analysis shows that many wells in the reservoir are fractured.

In this area, the reservoir plunges regularly to the west flank of the field. The major part of this area is found to be structurally very low with the depth of the anisometric reservoir situated in the aquifer. The top of the reservoir R2 is practically cut by the water level in its eastern part. Hercynian movements strongly affected this area but the erosion never reached the anisometric reservoir. The principal reservoir is drain D4 which is the target of our study (Beicip-Franlab, 1995).

5. Data sets

The data sets used in this study for evaluation of well#1 (located in the South of the Hassi Messaoud oil field) are collected from drain D4 of the anisometric reservoir (Ra). They are composed of 420 values extracted from well log data for the

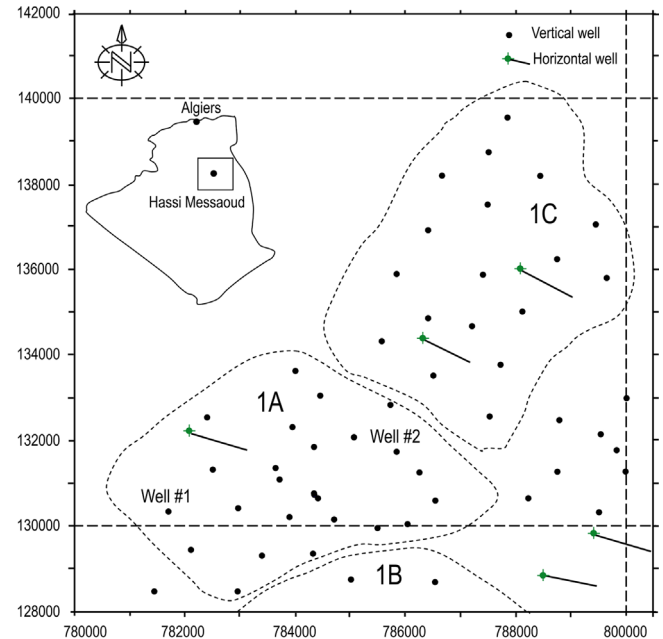


Fig. 3. Location of the study area in the Hassi Messaoud oil field. Lambert metric coordinates projection for the South of Algeria.

petrophysical parameters analysis. The data log are the gamma ray log detections and evaluations of the radioactive mineral deposits, and in sedimentary formations it is an excellent indicator for the content of shale; increased shaliness in fractures or radioactive crystals (such as uranium) deposited on the fracture opening during water circulation, may increase the radioactivity and give a higher gamma ray response. Such a response may be added to other indications and thus, will help to detect fractures (Van Golf-Racht, 1982). The value of the gamma ray ranges from 31 API to 71.79 API (average: 43.13 API). The neutron log measures the total porosity; their values range from 6.58% to 11.56% (average: 7.9%). The neutron device responds primarily to the amount of hydrogen present in the formation (as a result of energy loss occurring when the neutron strikes a nucleus of hydrogen), in the presence of an open fracture; an anomaly indicating higher porosity can be expected (Van Golf-Racht, 1982). The bulk density of an in-situ reservoir rock is the density of the overall bulk of the rock, with pore fluids in place and under reservoir environmental conditions. Their values range from 2.49 g/cm³ to 2.59 g/cm³ (average: 2.53 g/cm³). Poles from the input data and the fracture porosity are on the same scale. The resistivity log records the resistance of interstitial fluids to the flow of an electric current. It is used principally for the evaluation of fluids within the formation and for correlating between wells. Their values range from 29.90 Ω m to 154.47 Ω m (average: 61.47 Ω m).

6. Methodology

6.1. Natural fracture porosity computed from well log data

The fractured reservoir rocks are known by their double porosity, primary porosity formed by void spaces between the grains of rock (intergranular porosity) and secondary porosity formed by void spaces of fractures and vugs (Van Golf-Racht, 1982).

There is no well log which can directly determine fracture porosity, so it is measured from the core in the laboratory. This is an expensive exercise; therefore, it is not a routine operation in all

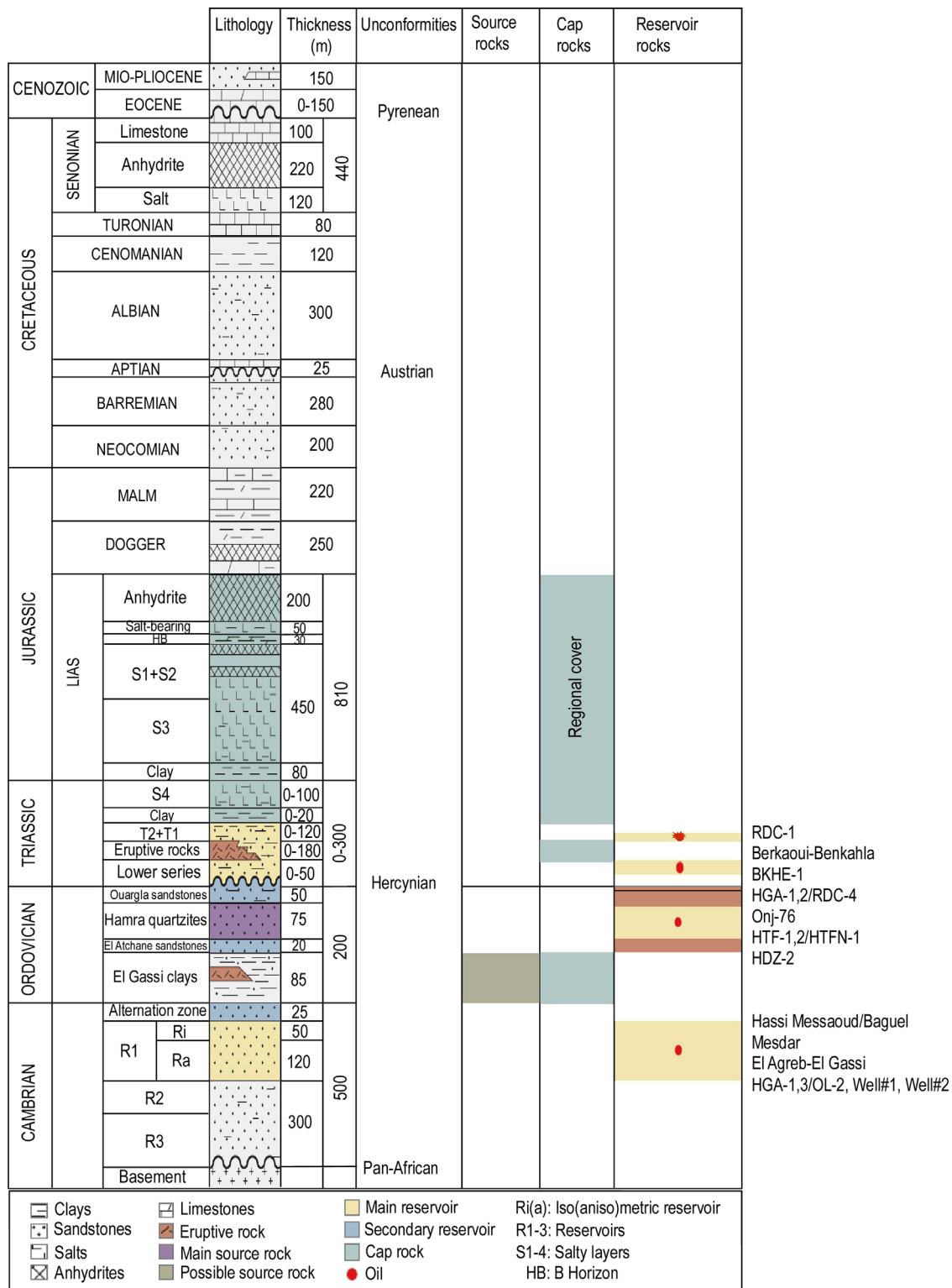


Fig. 4. Lithologic columns for the Amguid and Oued Mya basins (modified, after Zerroug et al. (2007)).

drilled wells. The absence of the natural fracture porosity core in the studied wells constrained us from using the natural fracture porosity calculated from the log data. Several relationships have been offered which can relate porosity fracture to wire line readings such as the sonic transit time. It is known that the sonic log does not detect the fracture porosity and the vugular porosity. In a fractured reservoir the total porosity (ϕ_t) is the result of the

simple addition of the primary porosity (ϕ_1) and secondary porosity (ϕ_2) (Van Golf-Racht, 1982).

$$\phi_t = \phi_1 + \phi_2 \quad (10)$$

with (Serra, 1985)

$$\phi_2 = \phi_{ND} - \phi_s \quad (11)$$

while in fractured reservoir, (Van Golf-Racht, 1982)

$$\phi_2 \approx \phi_f \quad (12)$$

so from Eqs. (11) and (12)

$$\phi_f = \phi_{ND} - \phi_s \quad (13)$$

where ϕ_f is the fracture porosity, ϕ_{ND} the neutron density porosity, and ϕ_s the sonic porosity.

In order to calculate the fracture porosity from Eq. (13), the density porosity, neutron density porosity and sonic porosity must be calculated. The three porosities are calculated in the clean reservoir D4 using the following equation (Rolon et al., 2009):

$$\phi_D = \frac{\rho_{ma} - \rho_b}{\rho_{ma} - \rho_f} \quad (14)$$

In this equation ϕ_D is the density porosity, ρ_{ma} the matrix density, depending on lithology, ρ_b the measured bulk density and ρ_f the density of the fluid depending on fluid type in pore volumes. The neutron porosity is corrected by adding 4% to the neutron porosity reading, because the tool is calibrated in the limestones.

$$\phi_{NC} = \phi_N + 4 \quad (15)$$

The corrected neutron porosity is ϕ_{NC} and the neutron porosity is ϕ_N (Desbrandes, 1982). The neutron density is calculated in well#1 saturated with oil by applying the equation

$$\phi_{ND} = \frac{\phi_{NC} + \phi_D}{2} \quad (16)$$

where ϕ_{ND} is the neutron density porosity.

The sonic porosity (ϕ_s) is calculated from the following relationship (Serra, 1979):

$$\phi_s = \frac{\Delta t_b - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}} \quad (17)$$

where ϕ_s is the sonic porosity, Δt_b the reading on the sonic log, Δt_f the transit time of the saturating fluid and Δt_{ma} the transit time of the matrix material.

In order to mitigate damage to in-situ rock properties and to improve water saturation estimates from core analysis, the drilling mud used in this well is oil-based drilling mud. The parameter interpretations of the wells are grouped in Table 1.

The values of natural fracture porosity calculated in well#1 by the equations cited above are very low (Fig. 5), they are not above 5.13%, ranging from 0.11% to 5.13% in the fractured interval, with an average value of 1.41%. The unfractured intervals are reflected in the log by zero values.

6.2. Artificial neural network modeling

McCulloch and Pitts introduced the first ideas about ANN with model of an elementary computing neuron in 1943 and after a few years Hebb (1949) proposed learning rules. After that, ANNs have seen a rapid growth and have been applied widely in many fields (Asadisaghandi and Tahmasebi, 2011). These networks can relate inputs and outputs of most nonlinear multi-variable systems with any complexity. ANNs can be applied for function approximation, data processing, and are also considered as powerful tools for pattern recognition. The ANNs consist of a number of simple processing units that are connected together in an organized manner according to the type of network. These processing units have been inspired from biological neurons (Vaferi et al., 2011). Back-propagation is the most famous learning algorithm for ANNs.

Artificial neural networks modeling have been successfully used in a variety of related petroleum engineering applications for example, 3D fracture modeling in oil reservoir (Darabi et al., 2010). Aminzadeh et al. (2000) demonstrated the viability of ANN algorithms in estimating oil field reservoir parameters from

Table 1
Well evaluation parameters.

Parameters	Values
Transit time of the saturating fluid	189 μ s/ft
Density of the mud	1.5 g/cm ³
Density of the rock matrix	2.65 g/cm ³
Transit time in the matrix	55.5 μ s/ft

remotely sensed seismic data. Saemi et al. (2007) applied neural network using genetic algorithm for the permeability estimation of the reservoir. The oil saturation was predicted from velocities using petrophysical models and artificial networks (Boadu, 2001).

The objective in using ANN in this study is that the natural fracture porosity is a complex process to be modeled by classical regression. A neural network modeling process comprises three basic steps: training, testing and predicting. One of the important problems encountered in the training of the neural network is the overfitting; this problem is produced when the error with new data is very big but the error found in the training is low. To solve this problem, it is advisable to divide the data base into training and testing sets, taking the error and the number of epochs (not too low, not too high), making several realizations and selecting the best (Demuth and Beale, 2000).

The software used in this development is Matlab version 6.5. The common transfer function used in a multiplayer network is log-sigmoid given by the following equation (Demuth and Beale, 2000):

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (18)$$

This function is sometimes called the squashing function as it squashes the values of the input into the range (0, 1), therefore all the values of input variables and the target variable must be normalized between 0 and 1 using the maximum–minimum normalization given by the equation (Weiss et al., 2001)

$$\bar{x} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (19)$$

where, \bar{x} is the normalized value of x , x_{min} the minimum value of the parameter, and x_{max} the maximum value of the parameter.

Many studies were focalized for the Sahara Algeria. A chemos-tratigraphic and tectonic sitting study was realized for the Cambro-Ordovician in the north part of the Sahara that show that Cambro-Ordovician sandstones are therefore quartz arenites in their majority (Sabaou et al., 2009). Zazoun and Mahdjoub (2011) studied the Late Ordovician tectonic phenomena in the In-Tahouite and Tamadjert formations. The fracture density was predicted from conventional well logs and core data using neural network in the Cambro-Ordovician reservoir from Mesdar oil field (Zazoun, 2013). Kouider El Ouahed et al. (2005) applied the neural network in Hassi Messaoud oil field to obtain the fracture index map. The novelty of this research is to estimate the value of the natural fracture porosity by ANN using conventional log data recording in wells, because the problem found in the study area is that the transit time is missing in many wells, which makes the calculations of the natural fracture porosity difficult; also this study permits to estimate the natural fracture porosity in wells if the mud characteristics are unknown.

7. Application

7.1. Fuzzy ranking method

We need to know which well log data is the most influential data on natural fracture porosity in this development. The first

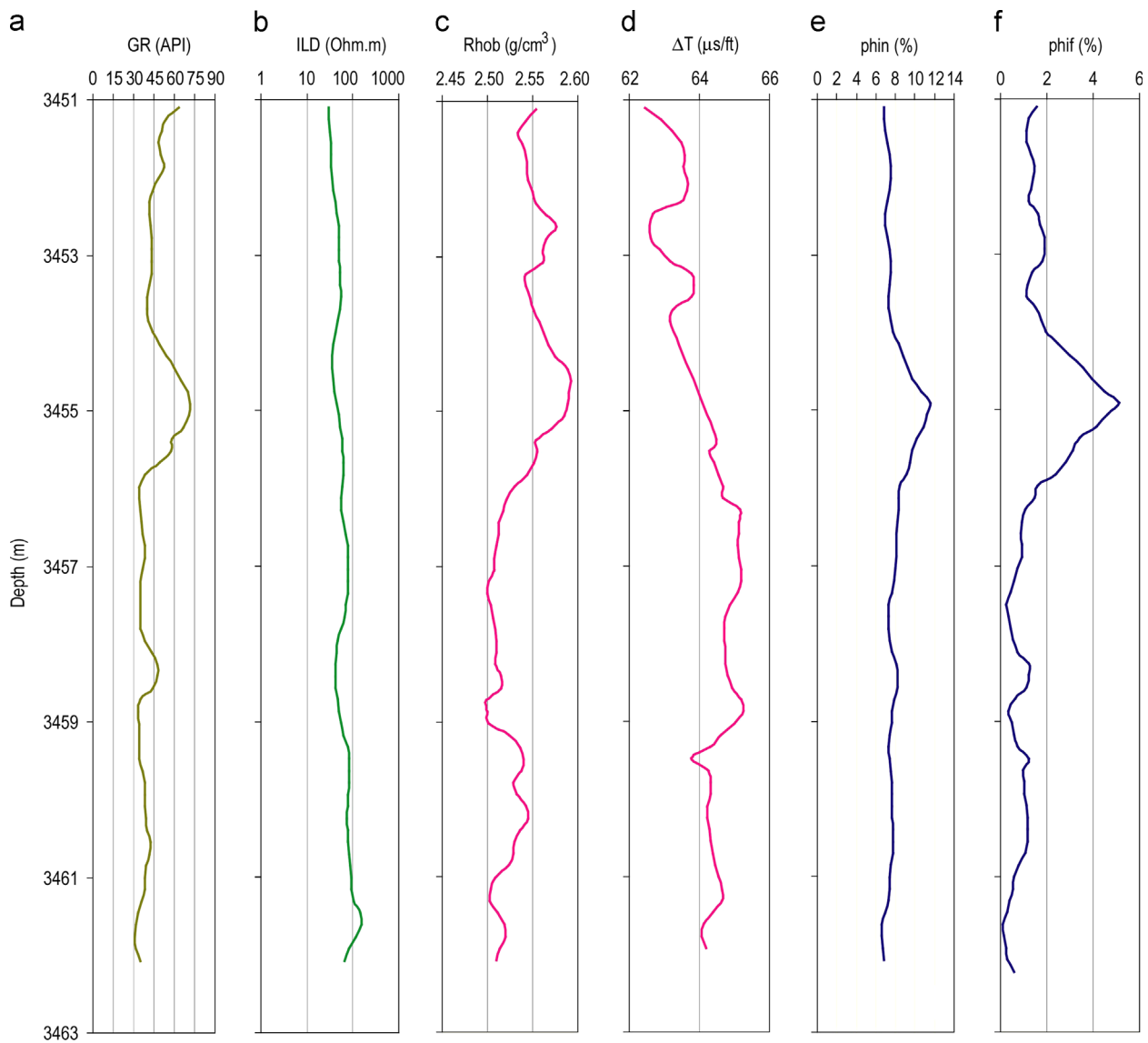


Fig. 5. Natural fractured porosity obtained from log data, (a) GR (API), (b) ILD (Ω m), (c) Rhob (g/cm^3), (d) ΔT ($\mu\text{s}/\text{ft}$), (e) phin (%), (f) phif log (%), well#1.

step is to determine the strength of the relationships between the variables for selecting the best related well logs with natural fracture porosity log. The crossplots between log data and natural fracture porosity with real data is constructed for well#1, but weak correlation based on correlation coefficients (R^2) with gamma ray (Fig. 6a), deep resistivity (Fig. 6b), and neutron porosity (Fig. 6d) is found. The high correlation coefficient (R^2) is observed between density and natural fracture porosity, with a value of 0.874 (Fig. 6c), and the low correlation coefficient (R^2) is observed for the resistivity value of 0.082. Next, the fuzzy curve analysis based on fuzzy logic was utilized to analyze the correlation between the variables. The data normalized by the maximum–minimum–normalization equation were used for fuzzy curves generation. Fig. 7 shows the fuzzy ranked natural fracture porosity curves for each log data. These fuzzy curves could identify the visual relationship between natural fracture porosity and log data. Fuzzy curve analysis could help to select the best related natural fracture porosity with log data as input for neural networks. From the fuzzy curve obtained by the fuzzy ranking, we note that the fuzzy curve of the resistivity is flat, which justifies the random relationship between this input and natural fracture porosity. The shape of the fuzzy curve of the gamma ray is inclined compared to the deep

resistivity (Fig. 7a) and (Fig. 7b), so the gamma ray has more influence on the output than the resistivity. The fuzzy curve of the density is more inclined (Fig. 7c), so the density has more influence on the output than the other parameters. The neutron porosity is ranked third and illustrates that the change in neutron porosity is not the principal factor for the natural fracture porosity (Fig. 7d).

The ranges of fuzzy ranked curves were used as the ranking criteria. The results of analyzing natural fracture porosity based on the mean square error are given in Table 2. It is obvious from this table that the most influential log data controlling natural fracture porosity is the density, the mean square error is the smallest, and is equal to 7.61×10^{-3} . In addition, we can see from this table that the fuzzy ranking ranked the gamma ray in the second place and the neutron porosity in the third place, with mean square errors equal to 2.58×10^{-2} and 2.62×10^{-2} respectively, so the gamma ray affects the natural fracture porosity more than neutron porosity. The resistivity is ranked as the last parameter, the mean square error is equal to 3.07×10^{-2} . In this study, the fuzzy curve ranking of the log data is similar to correlation coefficient order for well#1. Four log data were used, the third has nearly the same influence on the desired output but the density has the most,

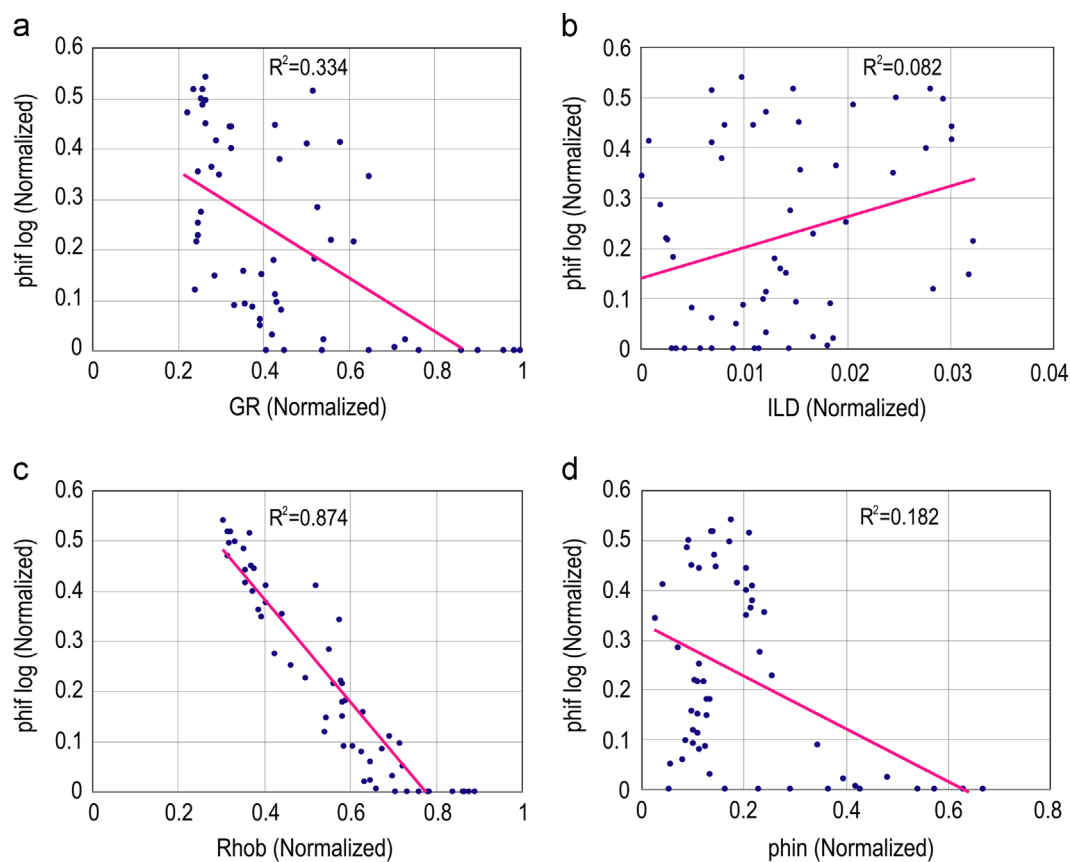


Fig. 6. Correlation between natural fracture porosity log and log data, (a) GR, (b) ILD, (c) Rhob, (d) phin. All data are normalized, well#1.

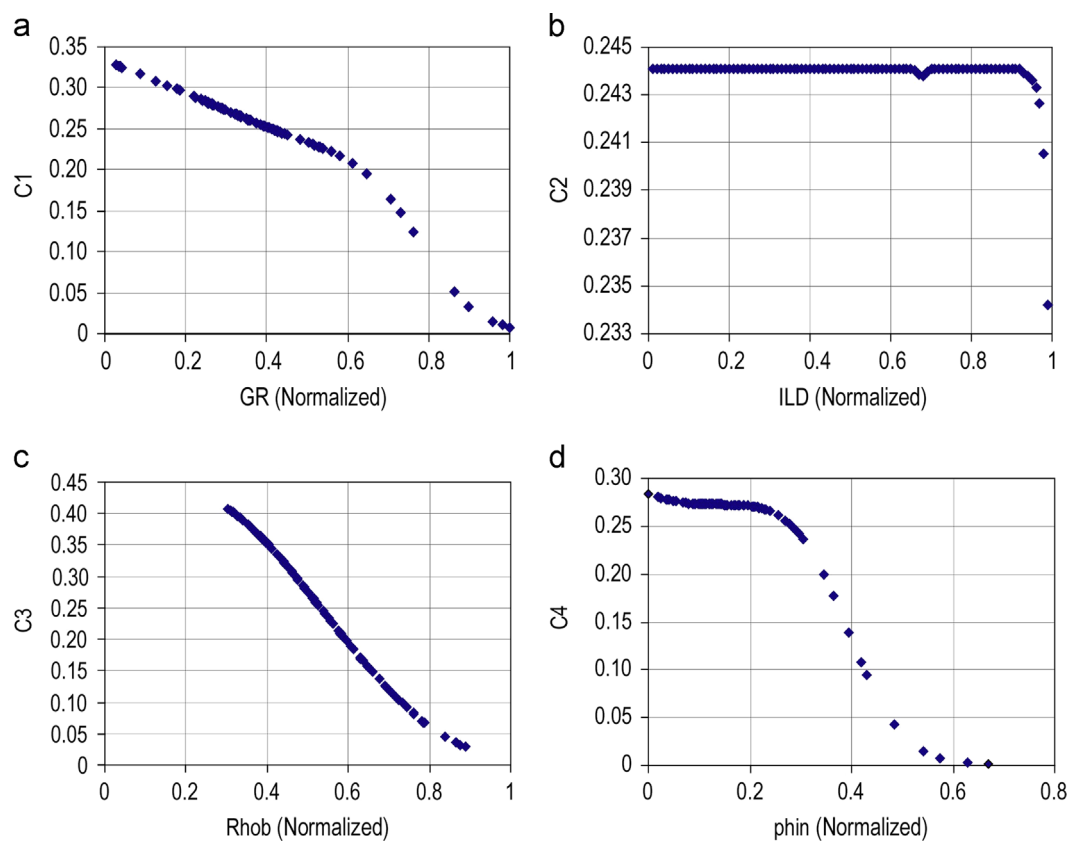


Fig. 7. Fuzzy curves obtained from well log data for (a) GR, (b) ILD, (c) Rhob, (d) phin. All data are normalized, well#1.

Table 2
Result of correlation coefficient (R^2) and fuzzy ranking for log data.

Input parameter	Correlation coefficient	Mean square error	Rank
Gamma ray	0.334	2.58×10^{-2}	2
Deep resistivity	0.082	3.07×10^{-2}	4
Density	0.874	7.61×10^{-3}	1
Neutron porosity	0.182	2.62×10^{-2}	3

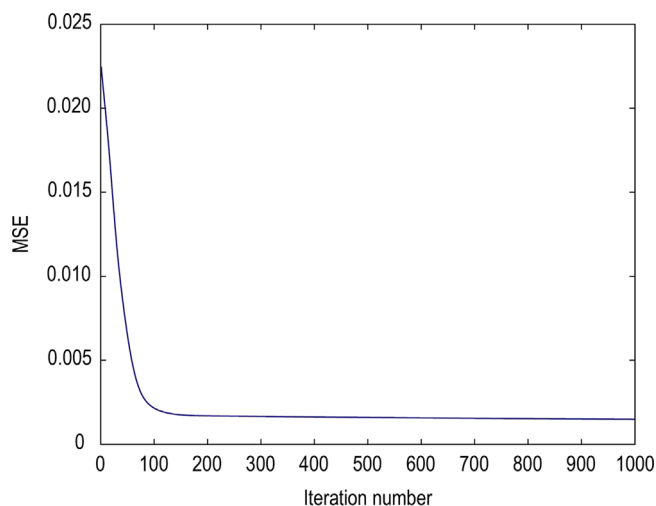


Fig. 8. Mean Square Error (MSE) vs. number of iterations for a training phase, number of iteration equal to 1000.

so any log data cannot be eliminated for the prediction of the natural fracture porosity, the lack of anyone of this influence log data in wells make the prediction of the natural fracture porosity difficult. The advantage of this method is to avoid using input parameters as they have less effect in the output, because the use of these unnecessary inputs increases the number of hidden nodes which is not desirable to have better generalization ability and less overfitting problem (Zhang et al., 1998; Ouenes, 2000). Also Wong and Boerner (2004) note that the reduction of input dimensions gives many advantages of numerical procedures like the decrease of the amount of time for which a central processing unit (CPU) was used for processing instructions of a computer program.

7.2. Artificial neural network implementation

7.2.1. Training phase

The data used in this study is composed of the log data of well#1 and well#2; 60% of the data (well#1 data) are used for training the network and 40% of the data (well#2 data) are used for the generalization phase of the network. In this step, well#1 which contains complete reading log data (sonic, deep resistivity, neutron porosity, density and gamma ray) is chosen. The natural fracture porosity is calculated from log data using the equations cited previously. The natural fracture porosity log is used as output or desired data and the well log data (porosity neutron, density, deep resistivity and gamma ray) are used as input. After checking various architectures with one and two hidden layers, the best result was found with a network containing 12 neurons in the first hidden layer and 25 neurons in the second one. The training is stopped when the number of epochs is equal to 1000 and the Mean Squared Error (MSE) is equal to 0.001. The performance obtained during the training phase is shown in Fig. 8. In this step, the neuron network is trained with log data from well#1 and the connection weights are fixed. The natural fracture porosity

network obtained (phif ANN) is compared with natural fracture porosity log (phif log). In this phase the two porosities coincide (Fig. 9). The correlation coefficient (R^2) between these porosities is equal to 0.965 (Fig. 10). Although the well contains a fractured part and a non-fractured part, the network gave good results and built all these parts.

7.2.2. Testing phase

For each architecture chosen of a neural network, it is necessary to perform a training process for determining the optimum values of the weights and bias allowing the output of the neural network to be as close as possible to the target. This process performs using the learning parameters, which are the learning algorithm, the stopping criteria and wells used in test and learning sets. Several architectures of ANN are tested and the one that gives the lowest mean square error on training set is retained. Once the training process converges, the network is tested by the test data

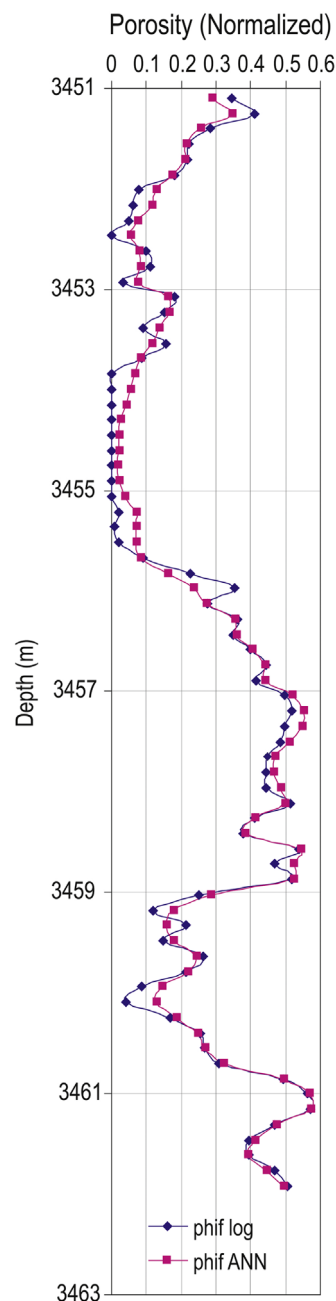


Fig. 9. Natural fracture porosity obtained after training phase, well#1.

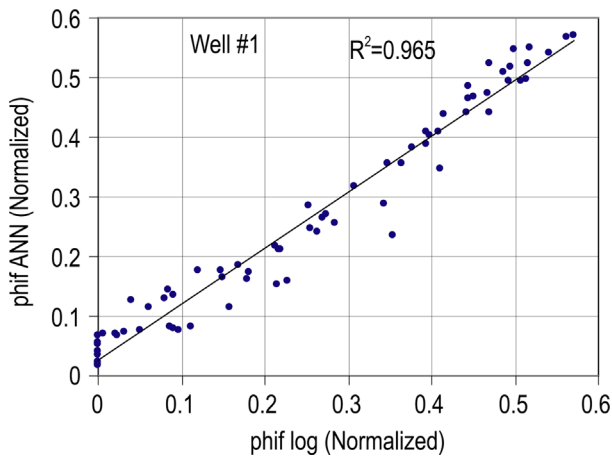


Fig. 10. Correlation between natural fracture porosity log and natural fracture porosity obtained from ANN after training phase, well#1.

and the mean square error is calculated between the examples of the test database (natural fracture porosity log) and the output of the network (predicted values of the natural fracture porosity). If the mean square error is low enough, the matrices of weights and biases need to be saved. Otherwise, a new realization is tested. This process is repeated several times until a network with good results in phases of training and test is obtained.

In this phase, the test capability of the ANN to produce the output (natural fracture porosity) for log data input that were used in the training is applied. The natural fracture porosity obtained is compared with the natural fracture porosity log; the result obtained is good because the two porosities nearly coincide (Fig. 11a). The Mean Square Error (MSE) between the predictive value and the experimental values in testing phase equals 13.52×10^{-4} and the Average Relative Error (ARE) equals 0.01. The mathematical expression of MSE and ARE is defined elsewhere (Asadisaghandi and Tahmasebi, 2011).

7.2.3. Generalization phase

Once the training and testing phases lead to satisfactory results, the network is considered to be trained and will be generalized. It is then ready to predict the natural fracture porosity on the other wells. The network obtained on the training is tested; it is important to see what it can do with new data not used before. In this step, the log data deep resistivity (ILD), neutron porosity (phin), density (Rhob) and gamma ray (GR) from well#2 are used as input and the natural fracture porosity log (phif log) calculated in well#2 as output after normalization, and the natural fracture porosity is predicted by ANN (phif ANN).

The difference here is that all log data of well#2 are not used before in the training of the network. The natural fracture porosity obtained by the network coincides with the natural fracture porosity log (Fig. 11b). The small discard observed between (phif log) and (phif ANN) at depths 3430–3434.5 m can be explained by the heterogeneity of the reservoir in Hassi Messaoud oil field and the big distance between well#1 and well#2 in the study area (Fig. 1). The variation of the lithology in well#2 affected the value recorded by logging used like input to generate the natural fracture porosity in the generalization phase. In addition the existence of natural fracture porosity is an indication of the fracturing reservoir so the variation of the fracture density from both wells can be at the origin of this discard between the natural fracture porosity log and the natural fracture porosity obtained by ANN. For future studies, the integration of the maximum log data reflecting the lithology such as spontaneous potential (SP) log,

caliper log and the fracture density calculated in the wells from borehole image log or well cores, with the permeability can improve the results because the permeability generally increases in fractured zones. All these input data can be tested to predict the natural fracture porosity by fuzzy ranking.

Despite these constraints the ANN proves its capacity to predict the natural fracture porosity in all the wells, this capacity to prediction is justified by height correlation coefficient (R^2) and low ARE and MSE. The correlation coefficient (R^2) between natural fracture porosity obtained by ANN and the porosity log for well#2 is equal to 0.878 (Fig. 12). The MSE between the predictive value and the experimental values is 0.032 and the Average Relative Error equals 0.142. Also the Bootstrap method was used to confirm the high correlation between the natural fracture porosity obtained by ANN and the natural fracture porosity calculated from

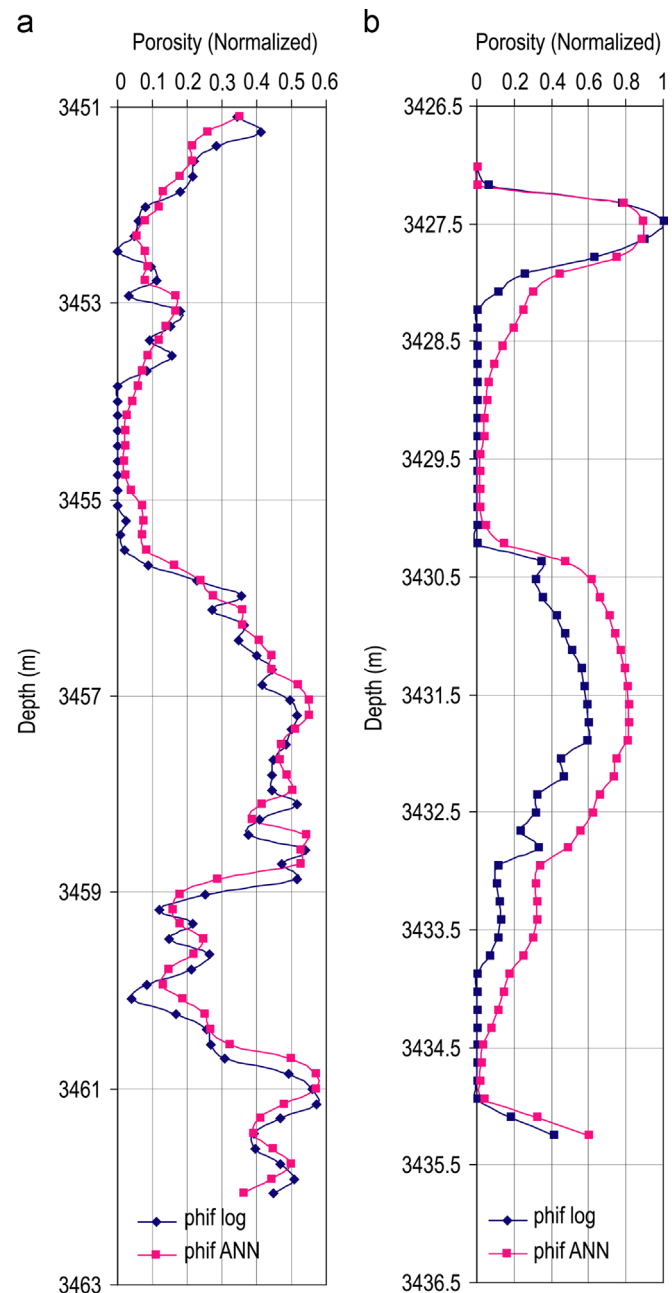


Fig. 11. (a) Natural fracture porosity after testing phase, well#1. (b) Comparison between fracture porosity log and fracture porosity network after generalization phase, well#2.

log data. The bootstrapped correlation coefficient and the error for the estimated correlation coefficient between these two porosities for bootstrap replicates of ($B=100, 250, 500, 750$ and 1000) were calculated; for the detailed theory of this method refer to Efron (1979), the results obtained are presented in Table 3. The correlation coefficient obtained for each replicate is high (0.94) and the bootstrap standard error for the estimated correlation coefficient is low, which confirms the high correlation between the natural fracture porosity obtained from ANN and log. In the last step, we can predict the natural fracture porosity on other wells which have no sonic data in the study area. This methodology can be applied in other oil fields, if the reservoir to study has the same geologic and petrophysic characteristics as the studied reservoir. If the characteristics differ, the same methodology can be applied but it only repeats the training of the ANN with the new data of the field concerned. In this study, this type of neural network found good correlation coefficient between natural fractured porosity predicted by ANN and natural fracture porosity log ($R^2=0.878$). Other neural network methods can be tested in order to increase more the correlation coefficient, such as the Committee Machine Neural Network (CMNN), because it gives the possibility to divide the data base into different classes. The CMNN is composed of a set of networks with differential initial weights, each network is trained and capable to produce different outputs (Karimpouli et al., 2010).

8. Conclusion

Since the fractured reservoir is different from the conventional reservoir, the description will have to be related to its specific features. In this paper, a neural network was introduced as an improved method for predicting the natural fracture porosity from the well log data in the Hassi Messaoud oil field. The fuzzy ranking was successfully applied to range the log data input as well as their influence on natural fracture porosity output. The fuzzy ranking proves that the four log data used for the prediction of the natural

fracture porosity are indispensable because the three logs have nearly the same influence and the density has great influence on the natural fracture porosity obtained by the network.

The natural fracture porosity is one of the essential parameters to locate the zones fractured, characterized generally by high permeability in the reservoir, making it the target of perforation in the well for good oil production.

The ANN proves to be an excellent technique to estimate natural fracture porosity, although the lack of log data (sonic log). The correlation between the natural fracture porosity obtained and the natural fracture porosity log is good; the coefficient correlation (R^2) between these two porosities is high ($R^2=0.878$). The mean square error and the average relative error between the predictive value and the experimental values are equal to 0.032 and 0.142 respectively. The bootstrap correlation coefficients obtained for the different replicates are high (0.94) with low standard of error for their estimates for all bootstrap replicates. The implementation of this approach aims to reduce the costs to oil companies.

Acknowledgments

We would like to thank A. Mazouzi (Sonatrach group) for his help in getting the log data and for fruitful discussions. We are indebted to the six anonymous reviewers and associate editor for their valuable comments which helped us to revise properly and improve the quality of the paper. The code under Matlab environment is available and can be sent on request.

References

- Al-Bulushi, N., King, P.R., Blunt, M.J., Kraaijveld, M., 2009. Development of artificial neural network models for predicting water saturation and fluid distribution. *J. Pet. Sci. Eng.* 68, 197–208.
- Alizadeh, B., Najjari, S., Kadhodaie-Ilkhchi, A., 2012. Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: a case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran. *Comput. Geosci.* 45, 261–269.
- Aminian, K., Ameri, S., 2005. Application of artificial neural networks for reservoir characterization with limited data. *J. Pet. Sci. Eng.* 49, 212–222.
- Aminzadeh, F., Barhen, J., Glover, C.W., Toomarian, N.B., 2000. Reservoir parameter estimation using a hybrid neural Network. *Comput. Geosci.* 26, 869–875.
- Asadisaghandi, J., Tahmasebi, P., 2011. Comparative evaluation of back-propagation neural network learning algorithms and empirical correlations for prediction of oil PVT properties in Iran oilfields. *J. Pet. Sci. Eng.* 78, 464–475.
- Baddari, K., Djarfour, N., Aifa, T., Ferahtia, J., 2010. Acoustic impedance inversion by feedback artificial neural network. *J. Pet. Sci. Eng.* 71, 106–111.
- Baldwin, J.L., Otte, D.N., Wheatley, C.L., 1989. Computer emulation of human mental process: application of neural network simulators to problems in well log interpretation. In: *Proceedings of the 64th Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio TX, 8–11 October, paper SPE 19619, pp. 481–493.
- Beicip-Franlab, 1995. *Champ de Hassi Messaoud, Révision du Modèle Géologique et Structural*. Document Interne Sonatrach, 220 pp.
- Bhatt, A., 2002. *Reservoir Properties from Well Logs Using Neural Networks* (Ph.D. thesis). Department of Petroleum Engineering and Applied Geophysics, Norwegian University of Science and Technology, ISBN: 8247155222, 9788247155226, 157 pp.
- Boadu, F.K., 2001. Predicting oil saturation from velocities using petrophysical models and artificial neural networks. *J. Pet. Sci. Eng.* 30, 143–154.
- Choi, B., Lee, J.H., 2009. Comparison of generalization ability on solving differential equations using backpropagation and reformulated radial basis function networks. *Neurocomputing* 73, 115–118.
- Dakshindas, S.S., Ertekin, T., Grader, A.S., 1999. Virtual Well Testing. SPE Eastern Regional Meeting, 21–22 October. Charleston, WV, USA, Paper SPE 57452, pp. 1–13.
- Darabi, H., Kavousi, A., Moraveji, M., Masihi, M., 2010. 3D fracture modeling in Parsi oil field using artificial intelligence tools. *J. Pet. Sci. Eng.* 71, 67–76.
- Demuth, H., Beale, M., 2000. *Neural Network Toolbox for Use with Matlab, Computation, Visualisation and Programming. User's Guide Version 4*, 864 pp.
- Desbrandes, R., 1982. *Diagraphies Dans les Sondages*. Technip Edition, 564 pp.
- Djarfour, N., Aifa, T., Baddari, K., Mihoubi, A., Ferahtia, J., 2008. Application of feedback connection artificial neural network to seismic data filtering. *C. R. Geosci.* 340, 335–344.
- Dubois, D., Prade, H., 1980. *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications*. Academic Press, New York p. 393.

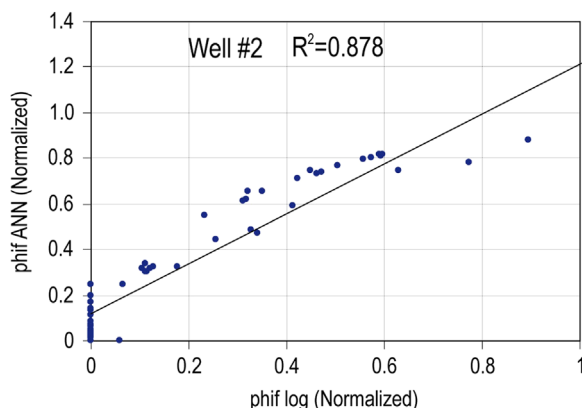


Fig. 12. Correlation between natural fracture porosity log and natural fracture porosity ANN.

Table 3

Bootstrap correlation coefficients and bootstrap standard error for the estimated correlation coefficient.

B	Correlation coefficient (mean)	Standard error for correlation coefficient
100	0.9412	0.0115
250	0.9402	0.0121
500	0.9413	0.0119
750	0.9405	0.0113
1000	0.9407	0.0116

- Efron, B., 1979. Bootstrap Methods: Another look at the Jackknife. *Ann. Stat.* 7 (1), 1–26.
- Fischetti, A.I., Andrade, A., 2002. Porosity images from well logs. *J. Petrol. Sci. Eng.* 36, 149–158.
- Graupe, D., 2007. Principles of Artificial Neural Networks. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., Singapore Advanced Series on Circuits and Systems, Vol. 6, 2nd edition 303p.
- Hebb, D.O., 1949. The Organization of Behavior: a Neuropsychological Theory. Wiley ed., New York p. 335
- Hirose, Y., Yamashita, K., Hijiya, S., 1991. Back-propagation algorithm which varies the number of hidden units. *Neural Netw.* 4, 61–66.
- Jeirani, Z., Mohebbi, A., 2006. Estimating the initial pressure, permeability and skin factor of oil reservoirs using artificial neural networks. *J. Pet. Sci. Eng.* 50, 11–20.
- Karimpouli, S., Fathianpour, N., Roohi, J., 2010. A new approach to improve neural networks' algorithm in permeability prediction of petroleum reservoirs using supervised committee machine neural network (SCMNN). *J. Pet. Sci. Eng.* 73, 227–232.
- Kılıç, H., Soyupak, S., Gürbüz, H., Kivrak, E., 2006. Automata networks as preprocessing technique of artificial neural network in estimating primary production and dominating phytoplankton levels in a reservoir: an experimental work. *Ecol. Inf.* 1, 431–439.
- Kouider El Ouahed, A., Djebbar, T., Mazouzi, A., 2005. Application of artificial intelligence to characterize naturally fractured zones in Hassi Messaoud Oil Field, Algeria. *J. Pet. Sci. Eng.* 49, 122–141.
- Kuo, J.T., Wang, Y.Y., Lung, W.S., 2006. A hybrid neural-genetic algorithm for reservoir water quality management. *Water Res.* 40, 1367–1376.
- Lim, J.S., 2005. Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. *J. Pet. Sci. Eng.* 49, 182–192.
- Lin, Y., Cunningham, G.A., Coggeshall, S.V., 1996. Input variable identification-fuzzy curves and fuzzy surfaces. *Fuzzy Sets Syst.* 82, 65–71.
- Majidi, A., Beiki, M., Pirayehgar, A., Hosseinyar, G., 2010. Identification of well logs with significant impact on prediction of oil and gas reservoirs permeability using statistical analysis of RSE values. *J. Pet. Sci. Eng.* 75, 91–99.
- Maqsood, A., Adwait, C., 2000. Using artificial intelligence to predict permeability from petrographic data. *Comput. Geosci.* 26, 915–925.
- Massonnat, G., Pernarcic, E., 2002. Assessment and modeling of high permeability areas in carbonate reservoirs. In: Proceedings of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio, Texas, USA, 29 September–2 October, Paper SPE 77591, pp. 1–11.
- McCulloch, W.S., Pitts, W.H., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull. Math. Biophys.* 5, 115–133.
- Mohaghegh, S., Arefi, R., Ameri, S., Rose, D., 1994. Design and development of an artificial neural network for estimation of formation permeability. In: Proceedings of the Petroleum Computer Conference, Dallas, U.S.A, 31 July–3 August, Paper SPE 28237, pp. 1–5.
- Oh, H.M., Ahn, C.Y., Lee, J.W., Chon, T.S., Choi, K.H., Park, Y.S., 2007. Community patterning and identification of predominant factors in algal bloom in Daechung Reservoir (Korea) using artificial neural networks. *Ecol. Model.* 203, 109–118.
- Ouenes, A., 2000. Practical application of fuzzy logic and neural networks to fractured reservoir characterization. *Comput. Geosci.* 26, 953–962.
- Park, Y.S., Céréghino, R., Compin, A., Lek, S., 2003. Applications of artificial neural networks for patterning and predicting aquatic insect species richness in running waters. *Ecol. Model.* 160, 265–280.
- Priddy, K.L., Keller, P.E., 2005. Artificial neural (SPIE Tutorial Texts in Optical Engineering, Vol. TT68). The International Society for Optical Engineering, Bellingham, Washington, U.S.A, p. 180.
- Rennard, J.P., 2006. Réseaux neuronaux: une introduction accompagnée d'un modèle Java. Vuibert, Paris p. 281
- Rolon, L., Mohaghegh, S.D., Ameri, S., Gaskari, R., McDaniel, B., 2009. Using artificial neural networks to generate synthetic well logs. *J. Nat. Gas Sci. Eng.* 1, 118–133.
- Sabaou, N., Ait-Salem, H., Zazoun, R.S., 2009. Chemostratigraphy, tectonic setting and provenance of the Cambro-Ordovician clastic deposits of the subsurface Algerian Sahara. *J. Afr. Earth Sci.* 55, 158–174.
- Sadiq, T., Gharbi, R., 1998. Prediction of Frictional Drag and Transmission of Slack-off force in Horizontal Wells using Neural Networks. SPE Eastern Regional Meeting, Pittsburgh, PA, 9–11 November, Paper SPE 51083, pp. 1–8.
- Saemi, M., Ahmadi, M., Varjani, A.Y., 2007. Design of neural networks using genetic algorithm for the permeability estimation of the reservoir. *J. Pet. Sci. Eng.* 59, 97–105.
- Serra, O., 1979. Diagraphies différées, Bases de l'interprétation, Tome 1, Acquisition des données diagraphiques. Bulletin des centres de recherches Exploration–Production Elf-Aquitaine, Elf-Aquitaine, Pau, 328 pp.
- Serra, O., 1985. Diagraphies différées, Bases de l'interprétation, Tome2, Interprétation des données diagraphiques. Bulletin des Centres de Recherches Exploration–Production Elf-Aquitaine, Elf-Aquitaine-Edition, Pau, 625 pp.
- Sivasankaran, S., Narayanasamy, R., Ramesh, T., Prabhakar, M., 2009. Analysis of workability behavior of Al-SiC P/M composites using back-propagation neural network model and statistical technique. *Comput. Mater. Sci.* 47, 46–59.
- Sung, A.H., 1998. Ranking importance of input parameters of neural networks. *Expert Syst. Appl.* 15, 405–411.
- Tiabi, D., Donaldson, E.C., 2004. Petrophysics, Theory and Practice of Measuring Reservoir Rock and Fluid Transport Properties, second ed. Elsevier, Oxford p. 889
- Tran, N.H., Tran, K., 2007. Combination of fuzzy ranking and simulated annealing to improve discrete fracture inversion. *Math. Comput. Model.* 45, 1010–1020.
- Tu, J.V., 1996. Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes. *J. Clin. Epidemiol.* 49 (11), 1225–1231.
- Vaferi, B., Eslamloueyan, R., Ayatollahi, S., 2011. Automatic recognition of oil reservoir models from well testing data by using multi-layer perceptron networks. *J. Pet. Sci. Eng.* 77, 254–262.
- Van Golf-Racht, T.D., 1982. Fundamentals of Fractured Reservoir Engineering. Elsevier Scientific Publishing Company, Amsterdam–Oxford–New York p. 710
- Weiss, W., Shaochang, W.O., Weiss, J.W., 2001. Data mining at a regulatory agency to forecast waterflood recovery. In: Proceedings of the SPE Rocky Mountain Petroleum Technology Conference, Keystone, Colorado, 21–23 May, Paper SPE 71057, pp. 1–13.
- Wong, P.M., Shibli, S.A.R., 1998. Use of interpolation neural networks for permeability from well logs. *Log Anal.* 39, 18–26.
- Wong, P., Boerner, S., 2004. Ranking geological drivers in reservoir problems: a comparison study. *Comput. Geosci.* 30, 91–100.
- Xie, D., Wilkinson, D., Yu, T., 2005. Permeability estimation using a hybrid genetic programming and fuzzy/neural inference approach. In: Proceedings of the 2005 SPE Annual of Technical Conference and Exhibition, Dallas, Texas, U.S.A, 9–12 October, Paper SPE 95167, pp. 1–7.
- Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets. *Inf. Control* 8, 338–353.
- Zazoun, R.S., Mahdjoub, Y., 2011. Strain analysis of Late Ordovician tectonic events in the In-Tahouite and Tamadjert Formations (Tassili-n-Ajers area, Algeria). *J. Afr. Earth Sci.* 60, 63–78.
- Zazoun, R.S., 2013. Fracture density estimation from core and conventional well logs data using artificial neural networks: the Combro-Ordovician reservoir of Mesdar oil field, Algeria. *J. Afr. Earth Sci.* 83, 55–73.
- Zerroug, S., Bounoua, N., Lounissi, R., Zeghouani, R., Djellas, N., Kartobi, K., Etchecopar, A., Tchambaz, M., Abadir, S., Simon, P., Fuller, J., 2007. Well Evaluation Conference Algeria. Published by Schlumberger, Produced by Lynx Consulting, Inc. Houston, TX, USA p. 489
- Zhang, G., Patuwo, B.E., Hu, M.Y., 1998. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. *Int. J. Forecast.* 14, 35–62.
- Zhou, C.D., Wu, X.L., Cheng, J.A., 1993. Determining reservoir properties in reservoir studies using a fuzzy neural network. In: Proceedings of the 68th Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers, Houston, Texas, 3–6 October, paper SPE 26430, pp. 141–150.



Magnetic susceptibility and its relation with fractures and petrophysical parameters in the tight sand oil reservoir of Hamra quartzites, southwest of the Hassi Messaoud oil field, Algeria

Tahar Aïfa^{a,*}, Ahmed Ali Zerrouki^{b,c,d}, Kamel Baddari^b, Yves Géraud^e

^a Géosciences-Rennes, CNRS UMR6118, Université de Rennes 1, Bat.15, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes cedex, France

^b Laboratoire de physique de la Terre (LABOPHYT), FHC, Université M'hamed Bougara, 35000 Boumerdès, Algeria

^c Institut de Physique du Globe (IPG), CNRS UMR7516, Université de Strasbourg, EOST, 5 rue René Descartes, 67084 Strasbourg cedex, France

^d Laboratoire de Géologie du Sahara, Faculté des hydrocarbures, des énergies renouvelables et Sciences de la Terre et de l'Univers, Université Kasdi Merbah, 30000 Ouargla, Algeria

^e Ecole Nationale Supérieure de Géologie, CNRS UMR7359-GéoRessources, Université de Lorraine, CREGU, 2 Rue du Doyen Marcel Roubault, TSA 70605, F-54518 Vandœuvre-lès-Nancy cedex, France

ARTICLE INFO

Article history:

Received 11 January 2014

Received in revised form

6 May 2014

Accepted 26 May 2014

Available online 7 July 2014

Keywords:

Magnetic susceptibility

Tight sand

Fracture

Hamra quartzites

Artificial neural network

Fuzzy logic

ABSTRACT

Magnetic susceptibility (Ms) measurements were carried out in the cores of six wells distributed throughout the study area of tight sand oil of the Hamra quartzites reservoir, southwest of the Hassi Messaoud oil field. With steps of 2 cm, 8760 Ms values were taken from a total core length of 174 m. In most of the intervals, the contrasts in Ms coincide with high fracture density and high shale content (increase of gamma ray in this interval). The analysis of the hysteresis loops, isothermal remanent magnetizations to saturation (IRMs) and thermomagnetic curves for samples taken from some high interval of Ms shows that magnetite and pyrrhotite are the main magnetic minerals. It demonstrates that fractures can be considered as precipitation environments of the magnetic minerals in the reservoir, which is a good indicator for mineralized fractures. The application of principal component analysis (PCA) to the entire reservoir shows low linear correlation between Ms and the main petrophysical parameters (gamma ray, neutron porosity, density, and saturation of oil). Meanwhile, the application of fuzzy ranking and artificial neural network (ANN) evidenced non-linear relations between these parameters. It is justified by the prediction of the Ms from the petrophysical parameters with an acceptable degree of accuracy. The results obtained using an ANN structure of 25 neurons in a hidden layer show the performance in the test stage with mean square error (MSE), mean relative error (MRE) and correlation coefficient (R) equal to 0.0142, 0.0743 and 0.907, respectively.

© 2014 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

In the last few decades, many authors concentrated their efforts on discovering the relation between magnetic susceptibility (Ms) in near surface and the presence of hydrocarbon, in order to use this parameter in oil exploration (Donovan et al., 1979; Aldana et al., 1999). Gonzalez et al. (2002) integrated Ms and electron paramagnetic resonance technique, combined with geochemical and remote sensing data to study soil samples from oil prospective area as a first exploratory step in order to assess its oil and gas potential. Liu et al. (2006) confirmed the positive correlation between the magnetic enhancement and the effects of hydrocarbon. They conclude that detection of the magnetic

enhancement and the concentration of finer-grained elements could be a useful tool for oil exploration. Samples, which are drill cuttings in near surface from a number of Venezuelan and Colombian oil field wells, were analysed by Ms and a combination of other techniques, such as X-ray diffraction, electronic paramagnetic resonance and extractable organic matter, to find a relation between the magnetic anomalies and the presence of hydrocarbon (Costanzo-Alvarez et al., 2000, 2006; Diaz et al., 2000). A recent study by Perez-Perez et al. (2011) has shown a positive relationship between anomalously high values of Ms and the presence of hydrocarbon by using a statistical analysis of the Ms measurements from a particular large sample of drill cuts. The Scanning Electron Microscopy (SEM) equipped with Energy Dispersive X-ray spectroscopy (EDX) techniques was used to provide detailed information on the morphology and composition of magnetic minerals for many studies (Itambi et al., 2010; Huliselan et al., 2010; Zhu et al., 2012).

* Corresponding author.

E-mail address: tahar.aifa@univ-rennes1.fr (T. Aïfa).

Magnetostratigraphic records obtained for weakly magnetized sediments were carried out for the first time from direct down-hole measurements. Experimental results in both scientific and exploration drill holes penetrating the Jurassic sediments were performed to highlight the high magnetic anomaly of the Paris Basin (Pozzi et al., 1993). Geological high sensitivity magnetic tools (GHMT) developed by CEA-LETI and TOTAL were also used. GHMT combine two sensors, a proton magnetometer for total magnetic field measurements with an operational accuracy of 0.1 nT, and a highly sensitive induction tool to measure the Ms with an operational accuracy of a few 10^{-6} SI units. Downhole magnetic logging of sediments was conducted at two sites during Ocean Drilling Program (ODP) Leg 145 in the North West Pacific Ocean (Roperch et al., 1994). It was a success, particularly in terms of quality of the logs obtained. Log quality is more related to the logging conditions than to the quality of the tools themselves (Dubuisson et al., 1995). Barthès et al. (1999) obtained high resolution magnetic records by downhole measurements with GHMT in a well drilled in the North Sea for hydrocarbon exploration. They indicated that a combined use of magnetostratigraphy and a detailed spectral analysis of climatically influenced variations of Ms yield a high resolution magnetic chronostratigraphy for the North Sea sedimentary sequence which was studied. Thibaut et al. (1999) compared the Ms and gamma ray variations by computing the correlation coefficient between the two logs within the same well. They demonstrated the possibility of establishing detailed chronological and lithological correlation between two wells drilled in weakly magnetized sediments from downhole magnetic measurements only. Fuzzy ranking was successfully applied to oil reservoirs to classify geological and petrographical data (Maqsood and Chawathé, 2000; Wong and Boerner, 2004), petrophysical parameters to predict permeability (Lim, 2005), productivity index and fracture index (Kouider El Ouahed et al., 2005). Fuzzy logic continues to have large application both in sandy and in carbonate oil reservoirs to estimate the different parameters (Olatunji et al., 2014; Zoveidavianpoor et al., 2013). Masoudi et al. (2012) applied fuzzy classifier fusion using log data to determine productive zones in oil wells. The artificial neural network (ANN) is extended to large applications for predicting different parameters in oil reservoirs. It is concerned with nearly the whole operation chain of the petroleum industry. It can be applied to geochemistry (Alizadeh et al., 2012), seismic data (Djarfour et al., 2008; Baddari et al., 2010), drilling (Irani and Nasimi, 2011), well testing (Vaferi et al., 2011), logging (Rolon et al., 2009) and reservoir characterization (Kouider El Ouahed et al., 2005). In magnetic prospecting methods during the recent years, many studies have shown the application and efficiency of ANNs to solve a large number of problems. The ANN has been used in magnetic hysteresis identification (Saliah and Lowther, 1997). Guo et al. (2010) used neural network techniques to approximate the non-linear relations between Ms and magnetite and/or hematite contents in rocks. It has also been applied to the magnetic inverse problem of determining the anisotropy field distribution from experimental transverse susceptibility data (Jones et al., 1999).

Reservoirs can be divided into conventional reservoirs (permeability more than 1 mD) near tight sands (permeability between 1 and 0.1 mD), and at tight reservoirs (permeability less than 0.1 mD) (Rezaee et al., 2012). Several works were used to measure the Ms in conventional reservoirs (Liu et al., 2006; Perez-Perez et al., 2011). The research performed in this work returns on the scope of unconventional reservoirs; they evidenced problems in terms of oil exploitation. Well-logging data recorded in the wells studied have shown significant hydrocarbon saturation, but the well test production results were negative. In our study area, the tight sand reservoir of Hamra quartzites is characterized by cracks and joints. The relation between fractures, high Ms values and log

data will be studied for the first time in this paper and applied within the reservoir of Hamra quartzites, Hassi Messaoud oil field. The aim of this work is to address a magnetic method (i) to measure Ms on well cores from oil reservoirs to better understand the contrast of Ms observed in cores recorded on six wells in tight sand oil reservoirs; (ii) to find out the cause of the high Ms values recorded in well cores and how they relate to fracture density, petrophysical parameters and the magnetic minerals responsible for the high Ms values in this zone. These wells were chosen as a function of the maximum data available in the wells distributed throughout the study area.

In order to realize this work, Ms was carried out in cores and magnetic measurements were performed for samples taken from intervals of high Ms in the wells studied to identify the magnetic carriers. The principal component analysis (PCA) will be applied for Ms and log data, to look for any significant linear relation between Ms and petrophysical parameters. A non-linear relation using fuzzy logic and ANN will be conducted if PCA does not work. In the application of fuzzy ranking to classified petrophysical parameters concerning their influence on the output data (Ms), if they exist, parameters have little influence on the output, and they should be eliminated before the training of the ANN. The ANN will be used to identify a possible non-linear relation between the Ms and these parameters.

2. Geological setting

The study area is situated in the southwest of the Hassi Messaoud oil field (Fig. 1). It is part of the Triassic province located in the northeast of the Saharan platform. The Cambro-Ordovician sandstones are one of the main oil reservoirs in Algeria (Fig. 2). They are, in the most part, a braided fluvial system and the reservoir is subdivided into four lithozones (R3, R2, Ra, Ri) based on grain size and wireline log signatures. Cambro-Ordovician

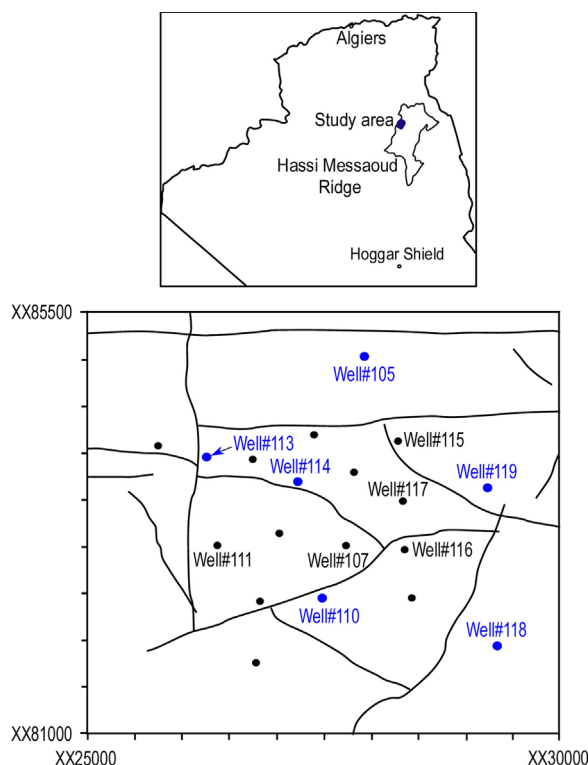


Fig. 1. Location of the study area (according to Askri et al. (1995) and Aouimer and Cheriffi (2008)). Lines: faults, circles: exploration wells.

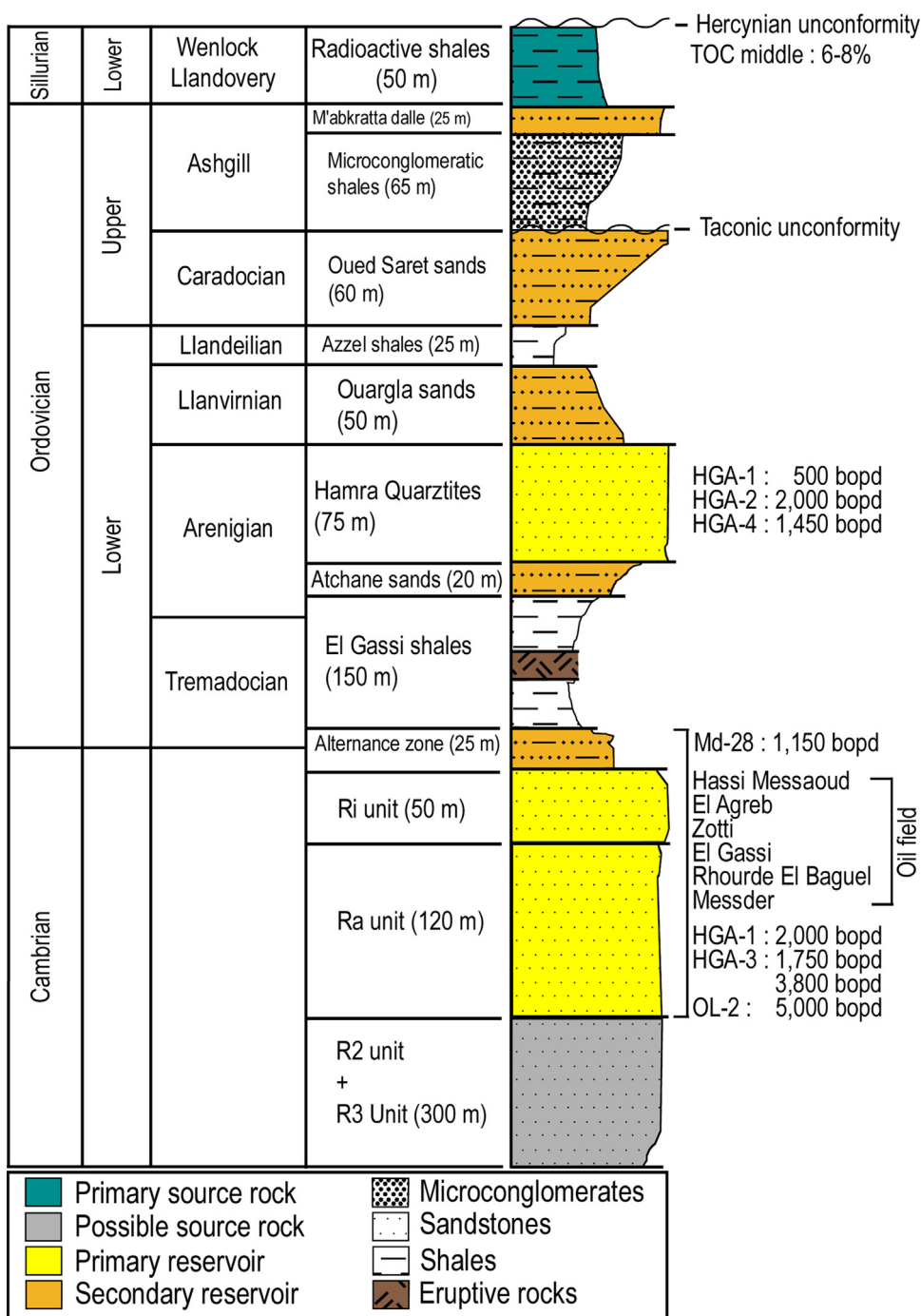


Fig. 2. Palaeozoic section of the Hassi Messaoud oil field area (according to Zerroug et al. (2007), modified).

mature quartz arenites are typical deposits of large intra-cratonic basins with gentle tectonic, generally slow subsidence rates and low accommodation space (Sabaou et al., 2009). The Ri unit forms the transition between the coarse facies of the Ra zone and the pelitic sandstone of the overlying alternating zone. The transition from the R2/Ra assemblage to Ri shows an obvious facies change, and the sandstones are medium to coarse and bioturbated (*Scolithus*). The top of the Ri reservoir is a shallow transgressive marine sandstone. It comprises a well-sorted fine to medium clean sandstone with abundant bioturbation (*Scolithus*). Its thickness is variable and could be unconformable with reservoir Ra. From the stratigraphic viewpoint the Palaeozoic formations crossed by all the wells in the study area are nearly the same, with the exception

of volcanic intercalations which are distributed discontinuously with varying thicknesses (Aouimer and Cherrifi, 2008). In the Ordovician reservoir, the most important section is formed by Hamra quartzites, which have been eroded under the Hercynian unconformity and forms the Hassi Messaoud ring; it is an oil play with very high potential. New discoveries have recently been proved, including Hassi Guettar, Hassi Terfa and Hassi Dzaabate. The thickest section in the Ordovician reservoir is that of the Hamra quartzites with numerous proven oil-producing locations around Hassi Messaoud. The Hamra quartzites take the form of massive, clean, well-developed sandstones having petrophysical characteristics from 2% to 10% porosity. Reservoir qualities vary, however, because of diagenetic effects, the position of the Hamra

quartzites in relation to the Hercynian unconformity, and depending on whether there are faults that significantly increase permeability values. The Ordovician reservoir produces from the zone where the petrophysical properties improve through fracturing, and the intensity of this production is directly associated with the formation density, formation thickness and proximity of the regional fault system (Zerroug et al., 2007). The production of barrel oil per day (bopd) of the same wells in the different reservoirs and the total organic carbon (TOC) of the radioactive shales are mentioned in Fig. 2.

3. Methodology of magnetic measurements

Ms is probably the most easily measurable petrophysical parameter; it can be measured not only in the laboratory on rock specimens, but also in the field on rock outcrops and in core samples. Ms was measured in the cores of six wells taken from the Hamra quartzites reservoir. The diameter of the cores is 10 cm for all wells except the cores of well# 114 where their diameter is 8.8 cm. The Ms measurements were taken using Bartington MS2 susceptibility-metre type. The instrument (i) creates an induced magnetic field, (ii) detects the magnetization in the sample, and (iii) calculates the ratio between the two, i.e. the Ms. The value displayed is called volume or bulk magnetic susceptibility (Dearing, 1999). The data are measured every 2 cm. From a total core length of 175.2 m, 8760 Ms values were measured. The fractures of the wells are obtained by the Ultrasonic Borehole Imager (UBI) and Circumferential Borehole Imaging Log (CBIL) or by computing directly in the core sample when the log imagery recording is lacking in the well. The Ms measurements, hysteresis curves, isothermal remanent magnetizations to saturation (IRMs) and thermomagnetic curves were carried out in the paleomagnetic laboratory of the IPG Paris, France.

4. Principal component analysis

Detailed theory of the PCA can be found in a number of papers (e.g., Aschheim et al., 2002). The PCA technique has a large application, e.g. to study the chemical properties of soil saturation extracts from irrigated Mediterranean areas (Visconti et al., 2009). Borůvka et al. (2005) used the PCA to distinguish between different sources of potentially toxic elements in soils. Its application is also extended to geochemical studies (Zuo, 2011). The PCA is not often applied to petrophysics; in this work this technique is used to examine data variability and to extract related variables between petrophysical parameters and Ms. It is frequently applied where data sets may be large and difficult to interpret, and where complex inter-relationships between variables are difficult to identify and visualize. In order to study the relationship between Ms and petrophysical parameters in the tight sand oil of Hamra quartzites reservoir, PCA was applied to a matrix of (5) parameters: we took the Ms and log data for the reservoir.

The log data are available in most oil field wells. PCA is applied to find out if there exists a linear relation between Ms and petrophysical parameters for the wells studied. While univariate statistical analysis of a large amount of data could be cumbersome and cause misunderstanding and error in the interpretation, multivariate statistical techniques are more robust, and, thus become more useful to study petrophysical data. PCA is a method of data reduction and classification that transforms highly correlated, multidimensional data into a new system of variables called principal components. These new variables, which are linear combinations of the original variables, are selected so that they

explain as much of the original data's variability as possible. Each principal component (PC) is uncorrelated and orthogonal to all other PCs. The first principal component (PC1) is oriented in the direction of maximum variability. Principal component 2 (PC2) is orthogonal to PC1 and captures the second largest variation in the data set. Therefore, each PC represents a source of variability that is independent of the other sources (Roopwani and Buckner, 2011).

5. Fuzzy logic and artificial neural network

5.1. Fuzzy logic

The application of fuzzy logic through the use of the neural network is evolving as an oil field technology; it has been widely applied and has become a useful technique for oil reservoir scientists. Zadeh (1965) came up with the original idea for fuzzy logic. The term fuzzy logic is used to describe an imprecise logical system, in which the truth values are fuzzy subsets on the interval with linguistic labels such as true, false, not true, etc. (Zadeh, 1975).

The fuzzy curve method for ranking the significance of inputs was first introduced by Lin and Cunningham (1994). Consider a data pair (x, y) where x is the event and y is the reaction. The problem is to predict y when x changes slightly, in a neighbourhood close to x . The fuzzy membership function of (x, y) gives a local prediction of y according to the information from only (x, y) . This fuzzification of the data is carried out through a Gaussian function (Eq. (1)). The fuzzy membership function is

$$\mu_{i,k}(x_i) = \exp\left(-\left(\frac{x_{i,k} - x_i}{b}\right)^2\right) \quad (1)$$

where $k = 1, 2, \dots, M$ and b is a constant, typically taken as 10% of the length of the input interval of the training set x_i (Ouenes, 2000; Wong and Boerner, 2004). It defines the shape of the fuzzy membership curve. The fuzzy curve function gives an overall prediction of y because it consists of the sum of the local predictions (fuzzy membership functions). This is termed centroid defuzzification; the fuzzy curve function is (Lin et al., 1996)

$$C_i(x_i) = \frac{\sum_{k=1}^M y_k \mu_{i,k}(x_i)}{\sum_{k=1}^M \mu_{i,k}(x_i)} \quad (2)$$

The mean square error is given by

$$MSE_{C_i} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (C_i(x_{i,k}) - y_k)^2 \quad (3)$$

The input with the smallest MSE_{C_i} is the most important, and the input with the largest MSE_{C_i} is the least important (Lin et al., 1996).

5.2. Artificial neural network

McCulloch and Pitts (1943) introduced the first ideas about ANN with the model of an elementary computing neuron in 1943 and after a few years Hebb (1949) proposed learning rules. After that ANN became an essential technique to solve many scientists' problems in many disciplines. The advantage of the neural network model over conventional multivariate regression methods is its ability to mimic complex non-linear models without a priori knowledge of the underlying model (Ouenes, 2000). A back-propagation algorithm, as one of the most commonly used training algorithms, is used in this work. Back-propagation-type neural networks have an input, an output and, in most of the applications, have one hidden layer. The number of inputs and outputs of the neural networks is determined by considering the characteristics of the application. In most cases, one hidden layer is satisfactory (Saemi et al., 2007). The output of a neuron is computed

as follows:

$$n_j = \sum_{r=1}^N w_{jr} x_r + b_j \quad (4)$$

As can be seen from Eq. (4), the input signals to each neuron are weakened or strengthened through their multiplication to weight coefficients (w_{jr}). The biases (b_j) are activation thresholds that are added to the production of inputs and their particular weight coefficients. The net output of each neuron passes through a function which is called activation or transfer function of the neuron (Vaferi et al., 2011). The log-sigmoid and tan-sigmoid activation functions have been used in the hidden and output layers, respectively.

A back-propagation neural network is a supervised learning method, which means it requires a set of training data, having a desired output for any given input. The network computes the difference between the calculated output and the corresponding desired output from the training data set. The error is then propagated backward through the network to adjust connection

weights and biases during a number of iterations (epochs). The training process ceases as soon as the network outputs are located within close proximity of desired outputs (Asoodeh and Bagheripour, 2012).

The different steps of the processing algorithm are given as follows:

1. Data collection

Real data are organized in a file to create a data base. It includes Gamma ray, bulk density, neutron porosity and oil saturation as input vectors, and the Ms is used as a desired output.

Data pre-processing: In order to improve the network convergence, input and output data are normalized in the interval $[-1, 1]$. The normalization step is applied not only to the training set, but also to the testing set. Taking the data by steps of 1/4 from the data base (input vector–output value), 75% of the data are used for training and the remaining data for testing the network according to the methodology used by many authors (see e.g. Maqsood and Chawathé, 2000; Ince, 2004; Baddari et al., 2010; Vaferi et al., 2011).

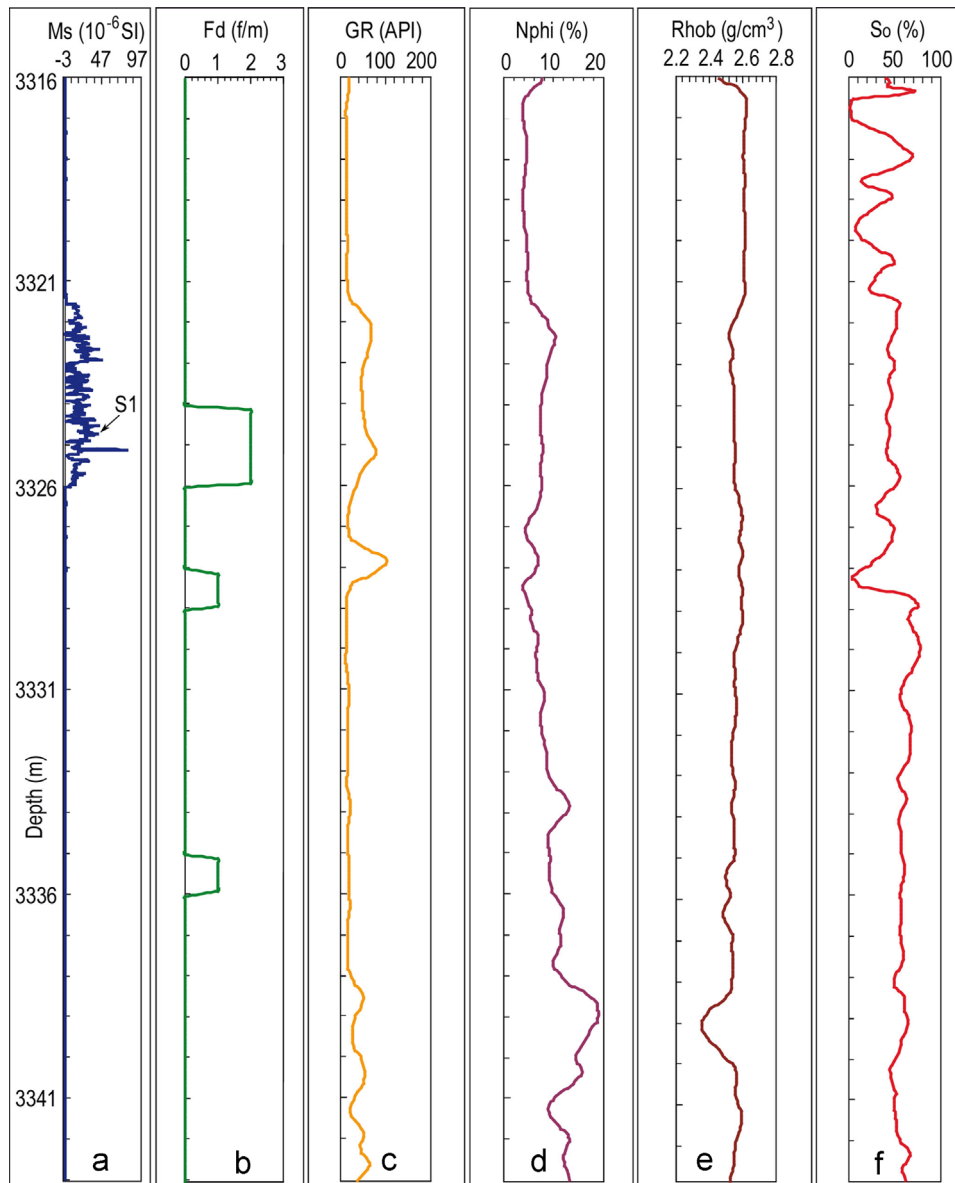


Fig. 3. Record of the magnetic susceptibility and log data for well# 118. Ms ($\times 10^{-6}$ SI): magnetic susceptibility, Fd (f/m): fracture density, GR (API): gamma ray, Nphi (%): neutron porosity, Rhob (g/cm³): density, So (%): saturation of oil and S1: sample location, with its number, within the reservoir.

2. Initialization

The network structure used in this work has only one hidden layer. The number of neurons in the output layer is equal to 1. The log-sigmoid and tan-sigmoid activation functions have been used in the hidden and output layers, respectively. The weights and biases of the network connections are initialized to small random values, and a small value is given to the training rate. These hypotheses may be essential for the convergence of the network.

3. Activations

- (i) Activate the neural network by applying input vectors and desired output values.
- (ii) Compute by proceeding forward, the outputs of the hidden layer and the output of the network; activate neurons in the network according to their activation functions.
- (iii) Calculate the error between the network output and the desired one.
- (iv) Calculate the error in the hidden layer.

Examples of the training set are presented in a recursive manner to the input of the network. When all the examples have been presented, the test is performed on the output error.

4. Training weights and biases

Weights and biases are adjusted progressively, by working backward through the error propagation terms in order to decrease the error at the output layer.

5. Iterations and number of hidden neurons

Increase the number of iterations and/or the number of hidden neurons, return to step 3 and repeat the process until the output error is stabilized at an acceptable value.

6. Testing performance

Measure the performance of the network for training and testing data:

- (i) If the error of the network is less than the desired value for both training and testing data, the training is stopped.
- (ii) Else, return to step 3 and retrain the network.

7. End.

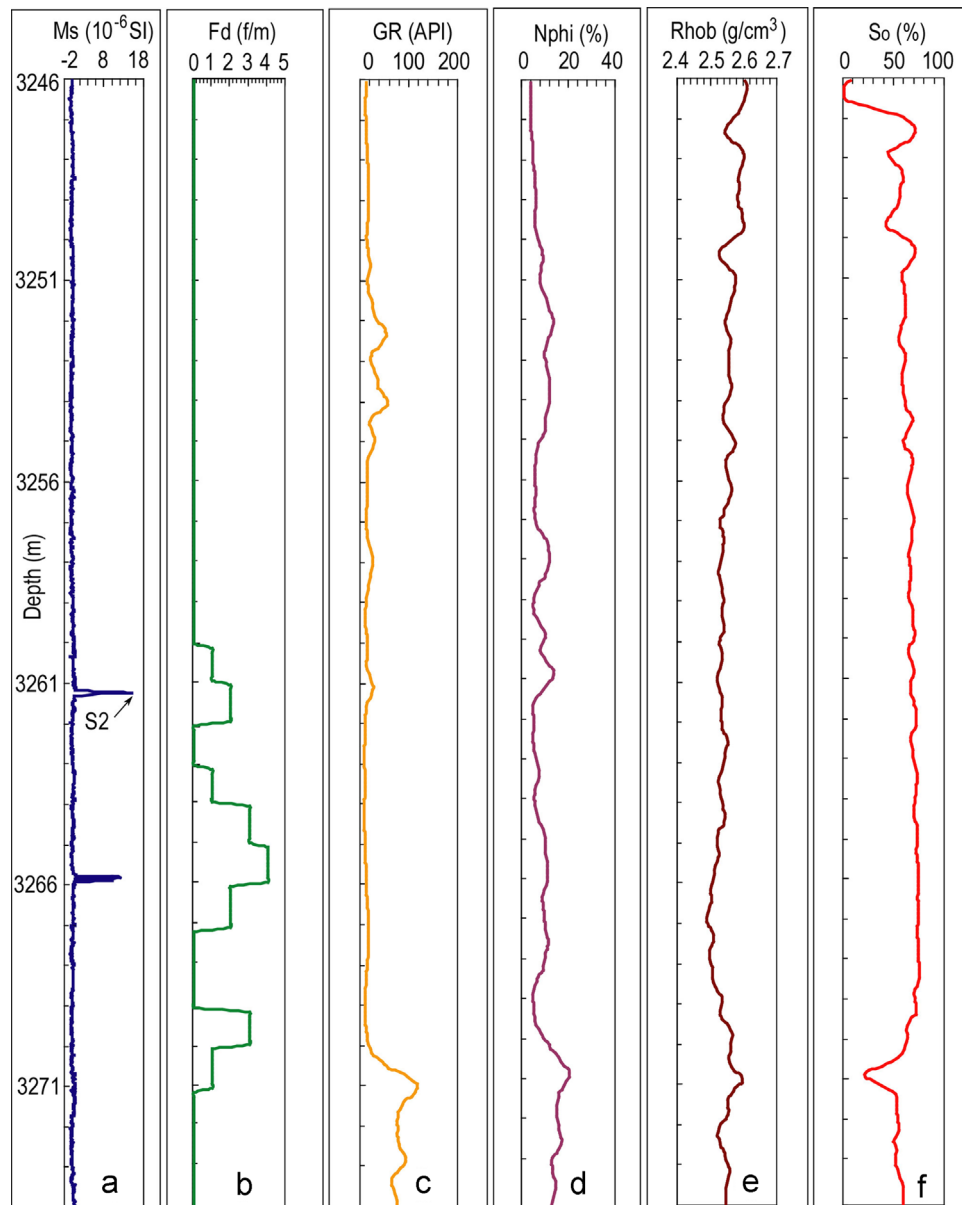


Fig. 4. Record of the Ms and log data for well# 114. Same parameters as in Fig. 3.

6. Results

6.1. Petrophysical parameters

In this study, the log data were used after calibration with core data. We analysed the different petrophysical parameters in the wells in the interval of high M_s values. Only representative wells as for the well# 118 (Fig. 3), 1350 M_s measurements were taken in the core well and they cover a length of 27 m. This well is characterized by a wide interval of high values of M_s compared to the other wells studied. It extends from 3321.54 to 3326.22 m. This interval corresponds to fracture density (Fd) defined as the number of fractures per metre (f/m) which equals to 2; it is the highest value recorded by the CBIL in this well. The average M_s in this interval is 14.71×10^{-6} SI. The values of the gamma ray (GR) in this interval range from 26.68 to 78.17 API. The average neutron porosity (Nphi) and density (RhoB) of the interval are 7.97% and 2.54 g/cm^3 respectively. The oil saturation (S_o) equals 46.40%.

We note that high M_s values correspond approximately with the high values of Fd and GR in the same intervals. For well# 114 (Fig. 4), the data analysis of measured M_s shows an interval of high M_s values from 3260.6 to 3262.02 m. It may be due to the existence of magnetic minerals. The CBIL logging tool detected three partially open fractures in this interval. The average GR equals 13.33 API. The Nphi peaked at 13.49% and the S_o is around 70%. We also noticed a second interval of high M_s values between 3265.62 and 3266.36 m depths; the M_s reaches 12×10^{-6} SI, the fracture density is 4 f/m and the Nphi is 11.21%; outside these two intervals, the M_s is very low. According to the responses obtained, we note that the M_s combines very well with the logging records, especially in the first zone. A high M_s corresponds to an increase of the GR and neutron porosity; the oil saturation is almost constant.

In the M_s records of the well# 119 (Fig. 5), four remarkable intervals of high M_s values can be noted. The first between 3342 and 3342.98 m, the second between 3344.25 and 3345.87, the third between 3346.54 and 3347.21 m and for the last a peak of M_s

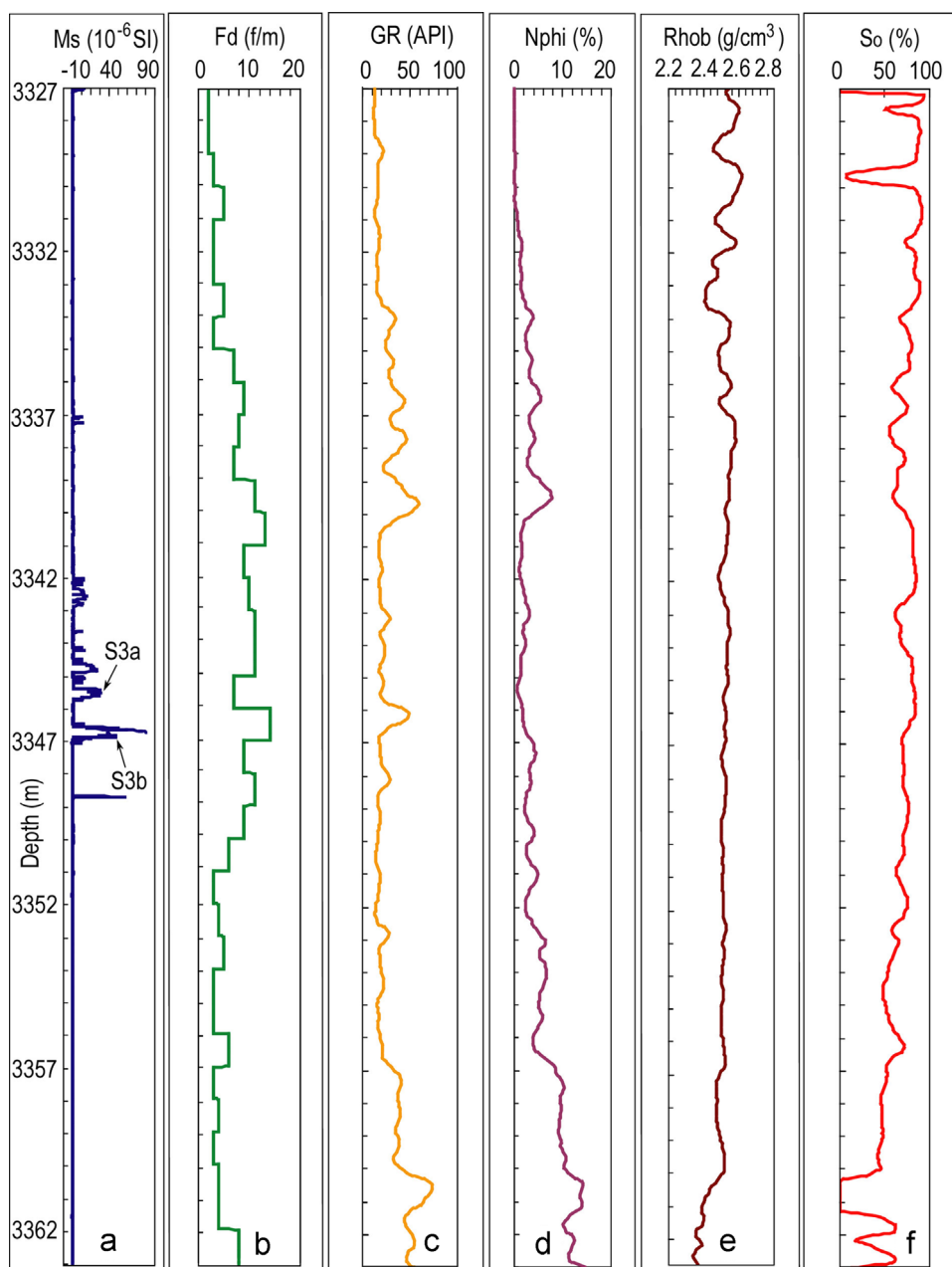


Fig. 5. Record of the M_s and log data for well# 119. Same parameters as in Fig. 3.

value at 3348.68 m can be observed. The direct computation of fractures in the core showed a remarkable fracture density in areas of high M_s values, ranging between 6 and 11 f/m fractures in this interval. The average neutron porosity and density equal 0.93% and 2.56 g/cm³ successively; the oil saturation ranges from 73.85% to 86.04% (Fig. 5). The other wells are represented in Figs. 6–8. We notice the high M_s value coincided with the high value of F_d and GR in interval saturated with oil in the majority of the studied wells. For well# 113 (Fig. 6), the UBI tool began the recording from 3251 m depth, so we have no fracture detected by the UBI in the interval of high M_s values between 3242.68 and 3245.92 m, but the direct computation of fractures in the core sample found the fracture density in this interval range from 4 to 6 f/m.

6.2. Analysis of fractures

The location and orientation of the fractures are very important in the exploitation of oil wells, especially in the case of tight reservoirs such as the Hamra quartzites reservoir, due to its low permeability. Oil is produced only from natural or induced fractures (hydraulic fracturing). In this study, the high M_s values

measured in core samples are observed generally with highly fractured intervals. The analysis of the type of fractures obtained by the UBI and CBIL tools shows the existence of three types of fractures (open, partially open and closed fractures) with the dominance of partially open fractures. The magnetic minerals are possibly precipitated in these fractures which reflect high M_s values within this fractured interval. The location and orientation of these fractures in the wells are determined using the UBI or CBIL logging tools. The overall orientation of fractures in the reservoir of the Hamra quartzites is represented using a rose diagram computed by Matlab version 6.5. Well# 118 contains 8 partially open fractures; the majority of the fractures are NW–SE oriented (Fig. 9a). In well# 113, the UBI tool detected 64 fractures; 10 fractures are open and the others are partially open. The orientation of the majority of these fractures is NW–SE and NE–SW (Fig. 9b). In well# 114, 17 fractures were detected in the reservoir by the logging tool; only one is an open fracture and the others are partially open. The rose diagram shows that the majority of these fractures are NE–SW oriented (Fig. 9c). To find out the overall orientation of the fractures in the study area, we added the other well log imaging recording for wells# 107, 111, 115, 116 and 117. 195

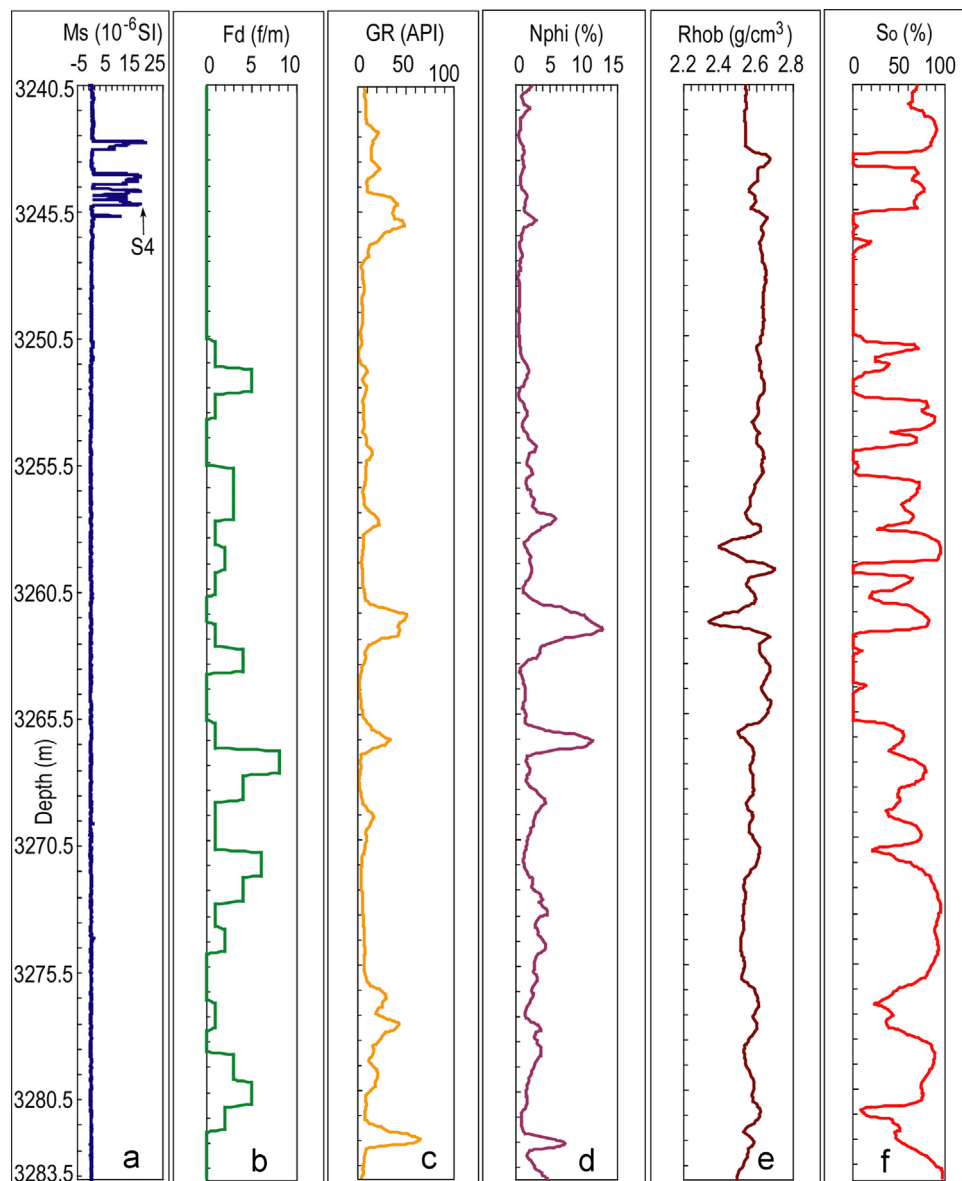


Fig. 6. Record of the M_s and log data for well# 113. Same parameters as in Fig. 3.

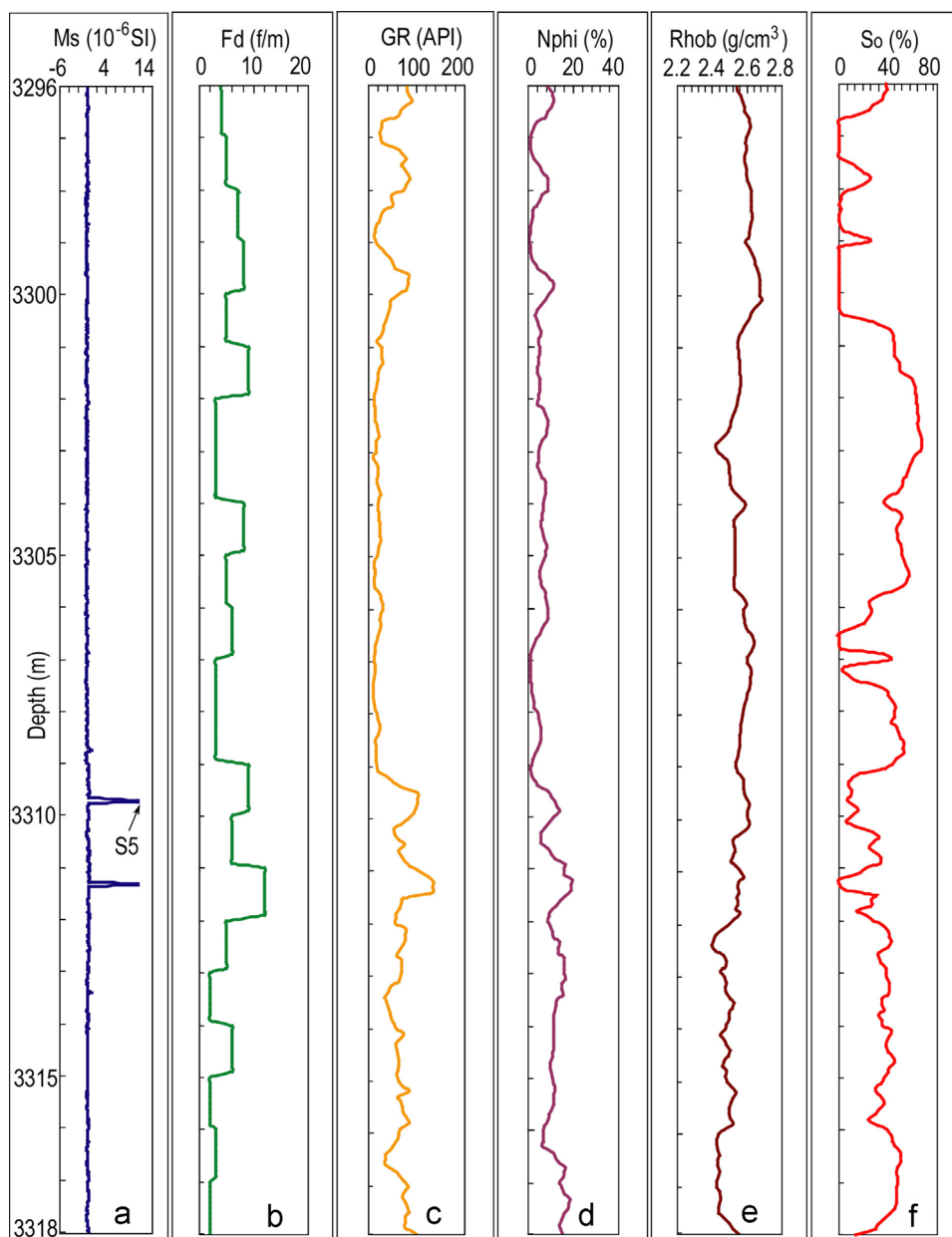


Fig. 7. Record of the Ms and log data for well# 110. Same parameters as in Fig. 3.

fractures were detected, 93% of these fractures are partially open. The overall orientation of these fractures is NW–SE and NE–SW (Fig. 9d). From the log wells the existence of fractures corresponding to low Ms can be interpreted as a non-mineralization of these fractures by iron magnetic minerals (Figs. 3–8).

6.3. Identification of the magnetic carriers

All the results deduced from rock magnetic measurements are coherent. We may distinguish three main magnetic minerals either from their Curie points, blocking temperatures or saturations of their remanent magnetization using thermomagnetic curves (Fig. 10), IRMs (Fig. 11) and hysteresis loops (Fig. 12). Three main magnetic minerals were separated: magnetite, hematite and oxides such as pyrrhotite. They were also detected from thermomagnetic curves where some mineralogical transformations occurred suggesting their presence as well. From the hysteresis loops we can only separate between high (hematite or pyrrhotite) and low coercitive (magnetite) minerals which clearly corroborate

the presence of the same minerals using the other techniques (IRMs or thermomagnetic curves). In fact, looking at diagrams in Figs. 10–12, we may notice that most samples exhibit two to three magnetic carriers: magnetite, maghemite and pyrrhotite. In some of the thermomagnetic curves, samples show mineralogical transformations during heating as exemplified by their blocking temperatures (Fig. 10b, f, and g) or during cooling when such a transformation is not visible (Fig. 10a). If we compare with IRMs, we may remark that pyrrhotite is present in most of the samples (S6, S5, S1, S3b, S3a) as saturation is not reached after 1.2 T (Fig. 11a, b, f, and g). Meanwhile for samples S2 and S4 (Fig. 11c and d), magnetite is mostly present in agreement with their corresponding thermomagnetic curves (Fig. 10c and d). In some cases, a small amount of hematite is identified (Fig. 10b, e, and f). This is corroborated by the hysteresis loops of the same specimens (Fig. 12b, e, and f), whereas saturations are reached quickly for most of the other specimens. We may also notice that the size of grains within these specimens is considered as a bulk. Three domains can be distinguished (Fig. 13): (i) single-domain

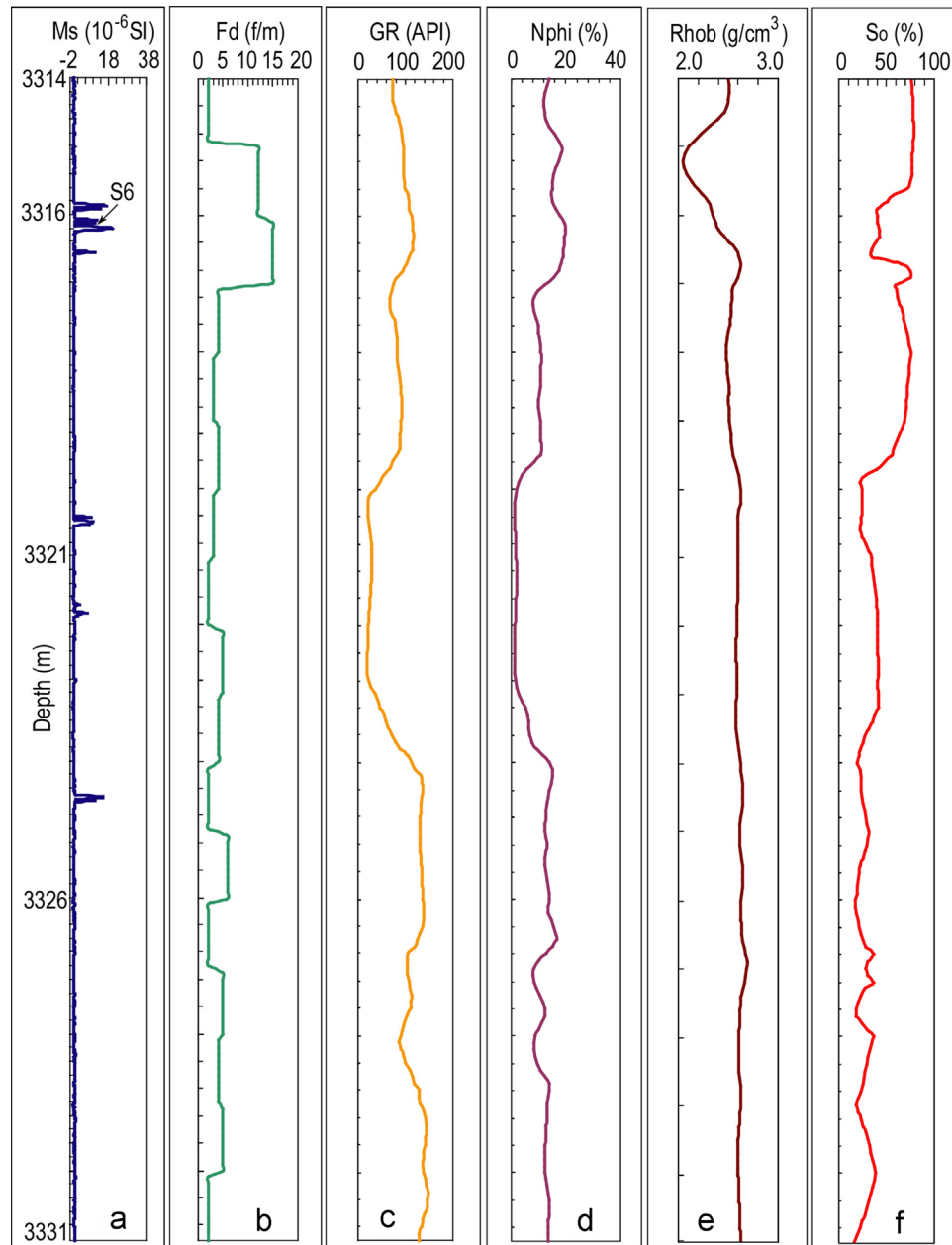


Fig. 8. Record of the Ms and log data for well# 105. Same parameters as in Fig. 3.

(SD) for specimen S6, which is in agreement with no magnetization saturation before 1.2 T (Fig. 11a); (ii) pseudo-single-domain for specimens S1, S5, S3b showing the same behaviour of hysteresis loops as specimen S6, but different behaviours regarding their thermomagnetic curves, since no significant transformation during the heating stage occurred for specimen S6 (Fig. 10a). They all exhibit no magnetization saturation before 1.2 T (Fig. 11). Specimens S6, S5 and S3b can be considered as made up of a SD and MD mixtures (Dunlop, 2002); (iii) multidomain for specimens S2, S4 and S3a presents roughly the same behaviour in terms of hysteresis loops with quite reversible curves, while specimens S2 and S4 show the same behaviour both for thermomagnetic curves and IRMs, specimen S3a exhibits a different behaviour. This is explained by the size of the carriers, which are much larger than the previous ones. These specimens fall into the single-domain (SD) and superparamagnetic (SP) field, explained by their high and low ratio values of H_{cr}/H_c (> 5) and M_{rs}/M_s (< 0.02), respectively.

6.4. Principal component analysis

The PCA demonstrates low relation between Ms and petrophysical parameters in the entire reservoir. The correlation analysis of the total petrophysical parameters (GR, Nphi, Rhob, So and Ms,) is given in Table 1. Strong correlations between Nphi and GR can be noticed: the correlation coefficient R^2 is 0.734. There is a low correlation between Ms and GR, Nphi and So; Ms is negatively correlated with Rhob; the correlation coefficient R^2 is -0.032 . We analysed the projection of the variables on the first factorial plane by plotting PC1 vs. PC2 (Fig. 14a). The first component (PC1), representing the first axis, explains as much as possible the total variance of the observations, and accounts for 37.54% of the total variance in the data. It typically represents Nphi and GR which appear in this component with high values (Table 2). The second component (PC2) explains 30.76% of the total variance and it mainly contains the oil saturation (Table 2). The correlation coefficient between Ms and the third component PC3 is high, it is equal

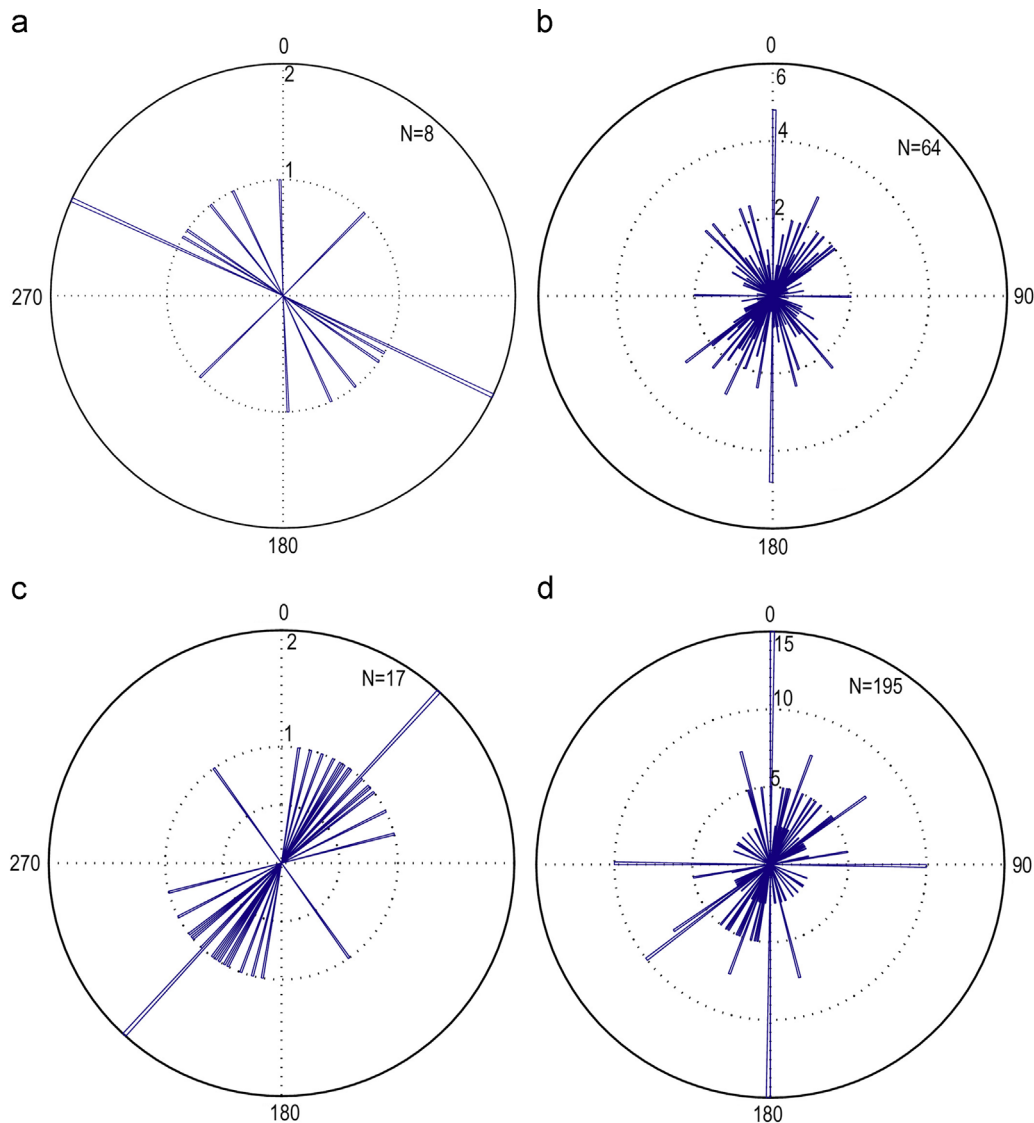


Fig. 9. Rose diagram showing the orientations of fractures in the wells: (a) well# 118, (b) well# 113, (c) well# 114 and (d) wells# 118, 113, 114, 111, 115, 117, 116 and 107.

to 0.992; and the correlation coefficient between PC3 and the petrophysical parameters is low, it is ranges between -0.101 and 0.071 . Thus it confirms the non-linearity correlation between MS and the petrophysical parameters. The third component PC3 accounts for 19.94% of the total variance. The Ms is orthogonal to the petrophysical parameters, thus also justifying a non-linear relation between Ms and the other parameters (Fig. 14b).

6.5. Fuzzy logic and ANN application

The petrophysical parameters and Ms used from the six wells are normalized in order to improve the network convergence using the following equation (Vaferi et al., 2011):

$$X_i' = \frac{2(X_i - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} - 1 \quad (5)$$

where X_i is the original parameter value, X_i' is the normalized value of X_i , and X_{min} and X_{max} are the minimum and the maximum values of X_i , respectively.

After the normalization of the data, we ranked the input data (GR, Nphi, Rhob and So) regarding their influence on the output (Ms) using the fuzzy ranking method under Matlab software. We classified the input parameters which influence the output

data (Ms), based on the mean square error (MSE). Parameters with low MSE would have more influence on the output (Ms), and parameters with high MSE would have a slight influence. If we find petrophysical parameters with a slight influence on the output compared to the other parameters, we should exclude it in the training of the ANN. Computation of the mean square error MSEci for each fuzzy curve, and ranking of the input variables in ascending mean square error MSEci order were addressed; the results obtained are grouped in Table 3. For the ANN the normalized data base of six wells was divided into two sets, 75% of the data were used in the training, the remainder were left aside for the ANN testing. The normalized petrophysical data are used as input and the normalized Ms measured in core wells as desired output of the ANN in the training. The ANN with different numbers of neurons in the hidden layer was trained using the back-propagation method, weights were randomly initialized, taking one hidden layer and fixing the number of iterations; the numbers of neurons were used by trial and error. The results obtained using the whole data base for six wells are not good for the test phase, despite several trials and choices of various structures for the ANN, because of the weak range of the Ms measured in the majority of the reservoirs (diamagnetic) (Figs. 3–8). In order to solve this problem, we first took the data by steps of 2, then of

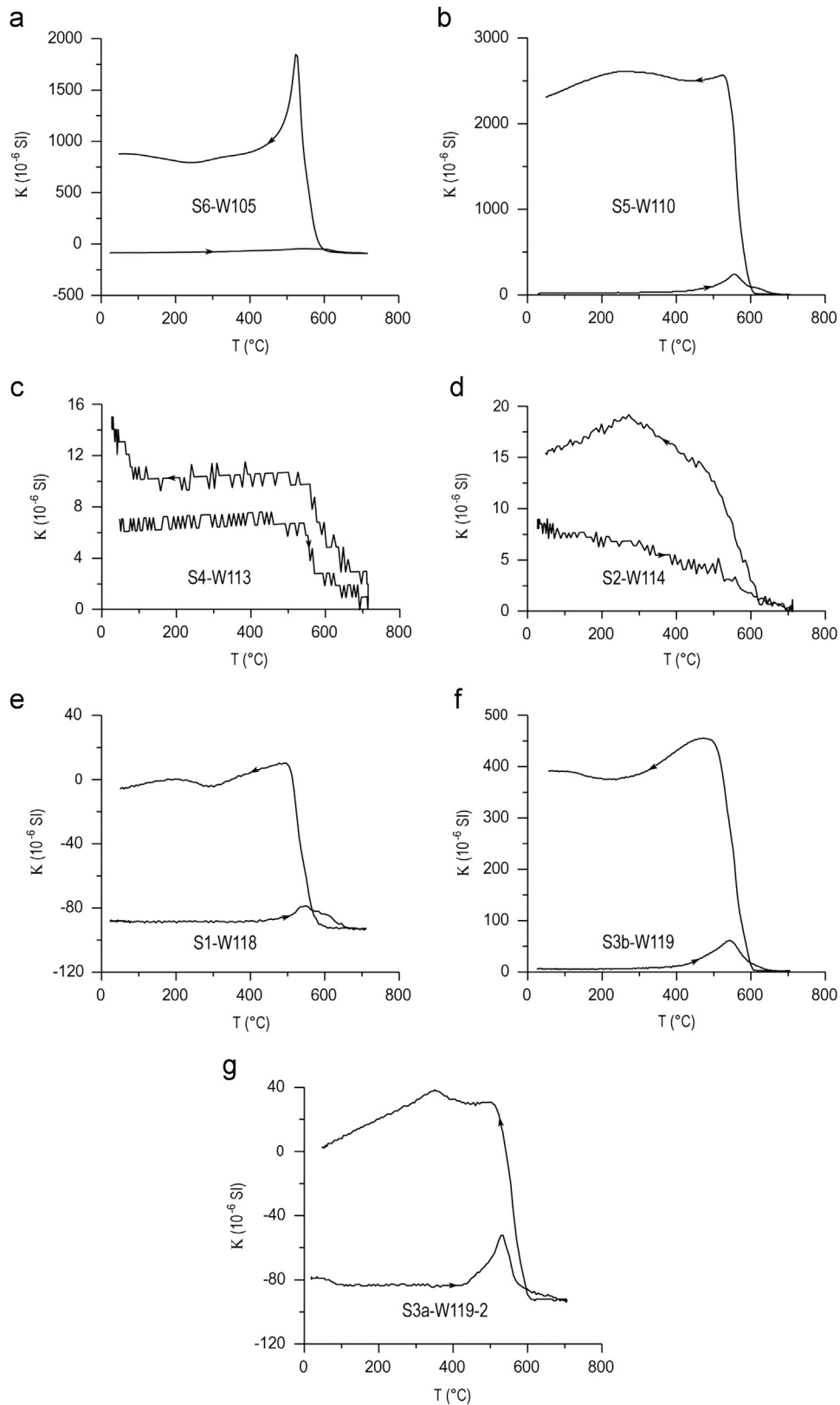


Fig. 10. Thermomagnetic curves for samples of the studied wells. S6-W105: sample S6 of well# 105.

3 from the data base; the performance test remained insignificant, but with step 4 from the data base, we got good results with a structure of 25 neurons in the hidden layer (Tables 4 and 5). From these tables, we can see that the architecture with 25 neurons in the hidden layer is better than the one with 28 neurons, because

we are dealing with the test phase (Table 5). The correlation coefficient R between M_s and the petrophysical parameters is the best when dealing with an architecture composed of 25 neurons in the hidden layer, where it is equal to 0.9071. Otherwise with an architecture composed of 28 neurons, it falls to 0.4582.

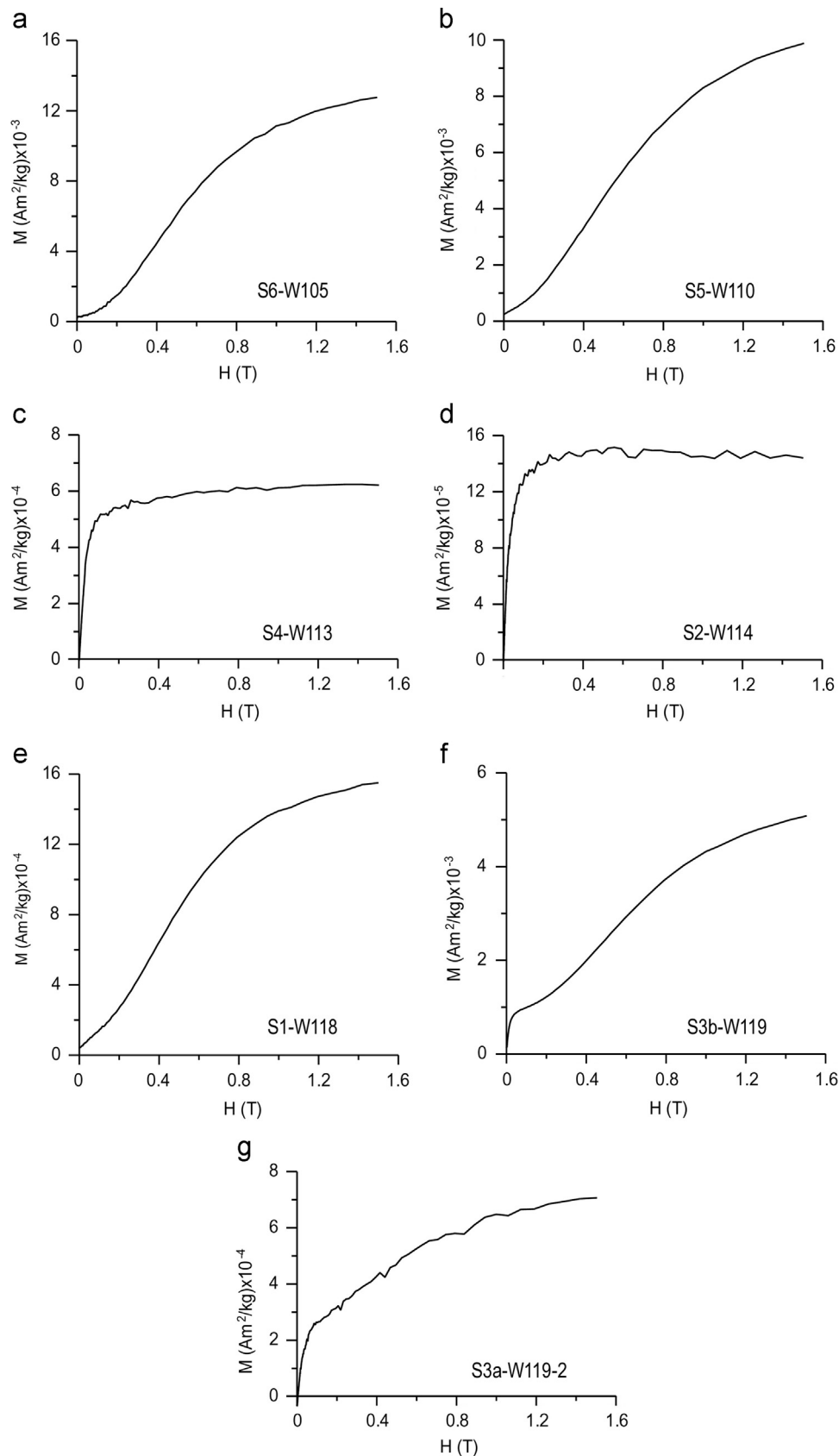


Fig. 11. IRMs acquisition curves for samples of the studied wells. Same notations as in Fig. 10.

Three popular factors were used to evaluate the performance of the ANN, mean square error (MSE), mean relative error (MRE) and correlation coefficient (R). After the training, the learning ability of

the proposed ANN structure was tested. The tests were conducted on its capability to produce outputs for the input sets used in the training (Fig. 15a). In practice, the data base is composed of 1748 points, the

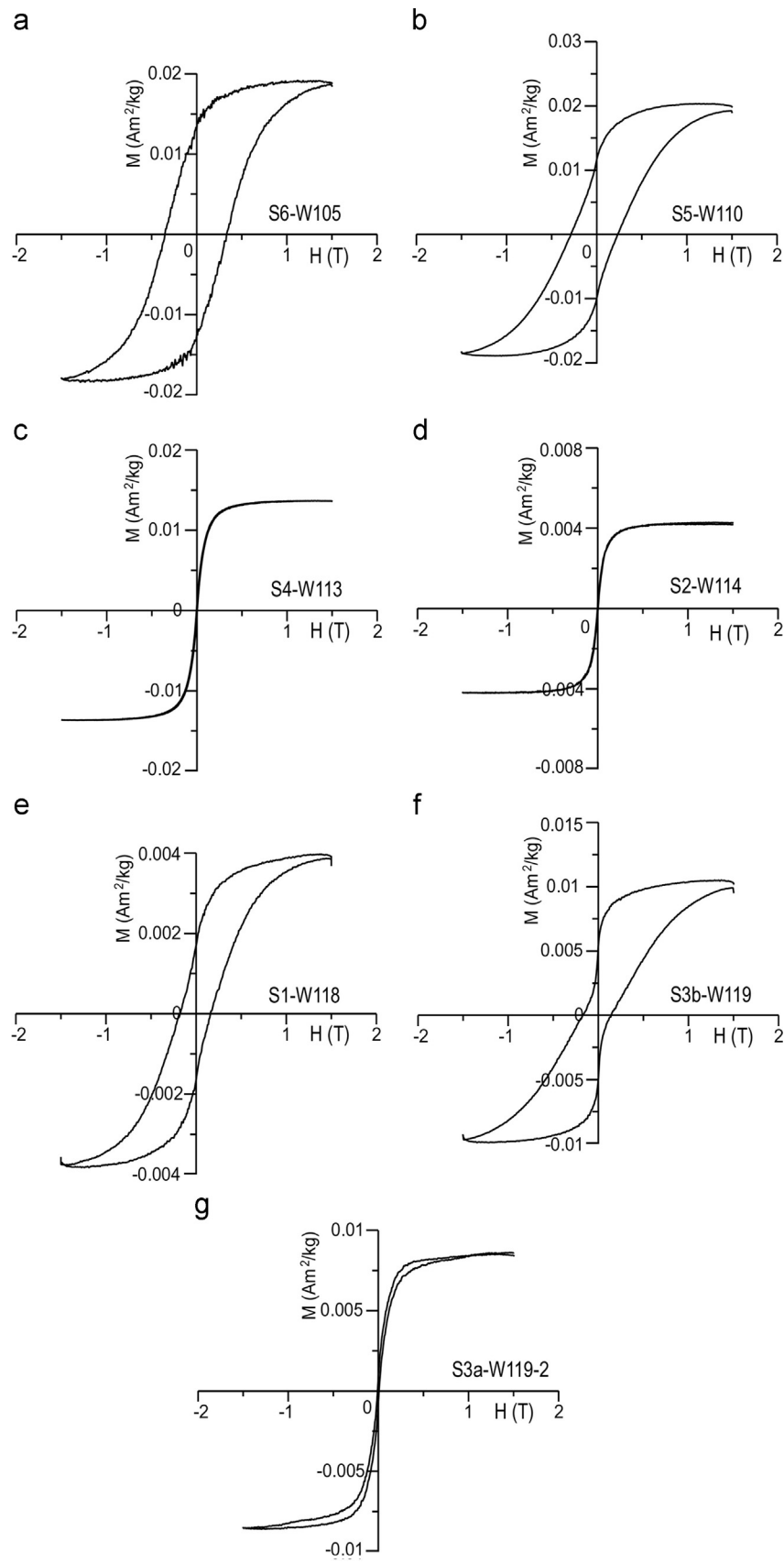


Fig. 12. Hysteresis loops of samples of the wells studied after subtraction of the paramagnetic susceptibility. H (T): induced field, M (Am^2/kg): induced magnetization. Same notations as in Fig. 10.

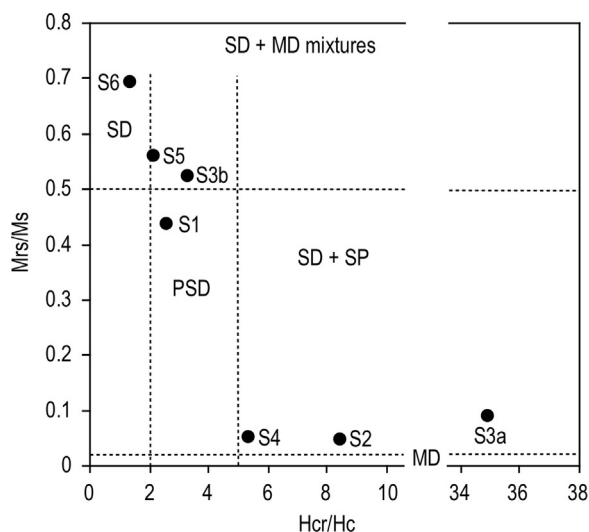


Fig. 13. Day plot (Day et al., 1977) modified by Dunlop (2002) for samples of the wells studied. Mrs: saturation remanence, Ms: saturation magnetization, Hcr: remanent coercive force, Hc: ordinary coercive force, SD: single-domain, PSD: pseudo-single-domain, MD: multidomain, and SP: superparamagnetic.

Table 1
Correlation matrix of the petrophysical parameters.

Variables	GR	Nphi	Rhob	So	Ms
GR	1				
Nphi	0.734	1			
Rhob	−0.102	−0.374	1		
So	−0.251	−0.104	−0.514	1	
Ms	0.084	0.019	−0.032	0.029	1

convergence of the ANN is fixed with a step of 1/4, i.e. the new data base is composed of 1746/4–436 points. Subsequently, the ANN is saved and used as a non-linear function to predict the Ms: the new data base is made up of 75% of the data ($436 \times 0.75 = 327$ points) (Fig. 15a). It is important to see what it can do with the new data, so the ANN was tested for 25% of the data base ($436 \times 0.25 = 109$ points) (Fig. 15b) not involved in the training phase, and the result obtained is given in Table 5. Fig. 15b shows that the Ms obtained by ANN in the test phase coincides with the Ms measured in the majority of points.

7. Discussion

The oil reservoirs in the south of Algeria were not studied using magnetic methods; this first study contributes to beginning of understanding the behaviour of fracturing related to magnetism and contribute to the prevision of reservoir characteristics using Ms. From the measurements of Ms and petrophysical log data within the majority of the wells studied, high values of Ms coincide with shaly fractured intervals. The analysis of the hysteresis loops, IRMs and thermomagnetic curves from samples taken from wide-interval Ms values suggests that the dominant magnetic minerals are magnetite and pyrrhotite, which prove the existence of magnetic oxidations within the observed fractures.

From Figs. 6 to 8, the appearance of the large Ms values in intervals where shales and fractures occur can explain the existence of the iron magnetic minerals associated with the shale in such fractured intervals. In oil reservoirs, we may observe fractures corresponding to low Ms, so these fractures are not mineralized. The relationship between fracturing and GR is evidenced in another area (Hassi Terfa field) situated near our study area. Some elements, such as radioactive elements, may be

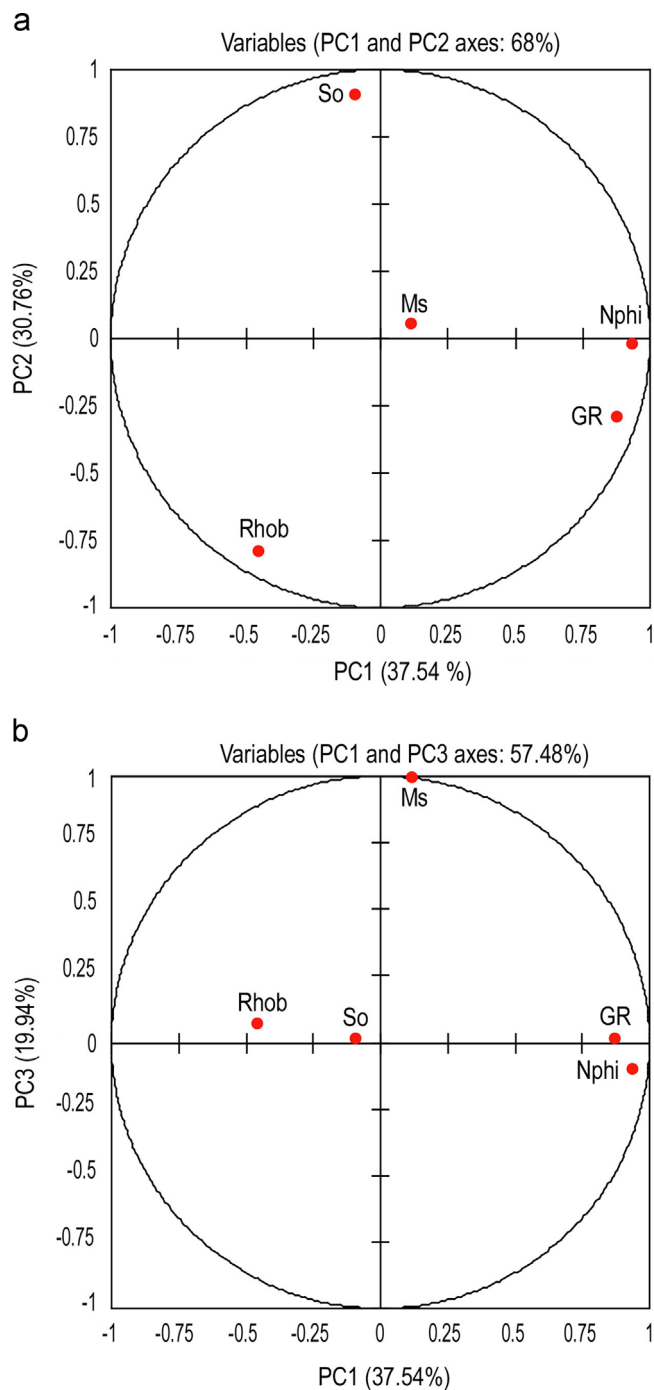


Fig. 14. Projection of variables in the 1st (a) and the 2nd (b) factorial planes.

Table 2
Correlations between factors and PCA variables.

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
GR	0.639	−0.239	0.013	0.445	−0.579
Nphi	0.686	−0.019	−0.101	−0.057	0.718
Rhob	−0.330	−0.640	0.071	0.591	0.355
So	−0.068	0.729	0.009	0.667	0.138
Ms	0.086	0.040	0.992	−0.060	0.054

concentrated in the fault system; the analysis of log data in Hassi Terfa field has shown concentrations of radioactive elements (Th, K and U) and suggests a relationship between these elements and

Table 3
Fuzzy ranking for input data.

Input parameters	MSE	Rank
GR	4.4×10^{-2}	2
Nphi	4.64×10^{-2}	3
Rhob	4.64×10^{-2}	3
So	4.31×10^{-2}	1

Table 4
ANN performance in the training phase for an iteration number of 500.

Number of neurons	MSE	MRE	R
4	0.0271	0.0837	0.6446
7	0.0043	0.2614	0.9590
10	0.0034	0.2532	0.9659
13	0.0018	0.0252	0.9854
16	0.0004	0.0156	0.9979
19	0.0005	0.0178	0.9980
22	0.0004	0.0153	0.9976
25	0.0022	0.0283	0.9809
28	0.0017	0.0236	0.9855

Table 5
ANN performance in the test phase.

Number of neurons	MSE	MRE	R
4	0.0513	0.0274	0.1113
7	0.1374	0.0238	0.3148
10	0.1620	0.0569	0.5017
13	0.1294	0.0117	0.5964
16	0.2415	0.0551	0.4129
19	1.5981	0.0108	0.4996
22	0.0825	0.0307	0.6348
25	0.0142	0.0743	0.9071
28	0.0857	0.0020	0.4582

fracturing (Zerroug et al., 2007). The orientation of fractures found in the wells studied indicates an analogy with the observation work made on the surface on the Tassili Ajjers for the Cambrian–Ordovician reservoir outcrops. A large number of fractures detected in the wells studied (Fig. 9d) have the same orientation found by Massa et al. (1972). They are of tectonic type, mainly oriented N30° and N60°. Galeazzi et al. (2010) mentioned that the orientation of the tectonic constraint (σ_3) in the Hamra quartzites (Arenigian age) is NW–SE. Ogunyemi et al. (2009) remarked that the analysis of fractures from image logs and cores in vertical wells from Cambrian sandstones of the Hassi Messaoud oil field are open and partially open, and are oriented along two dominant strike directions: NW–SE or NE–SW. The existence of the magnetic minerals in the fracture may justify the relation between the occurrence of magnetic carriers and oil in reservoirs. There are several possible sources of these magnetic minerals within the reservoirs: (1) formation during the sedimentary deposition, (2) traces of metal produced by hydrocarbon migrations through the faults, microcracks, and stratigraphic planes, (3) a combination of the aforementioned processes, and (4) reduction from geochemical environment induced by the hydrocarbons deposits (Perez-Perez et al., 2011).

Here the applications of PCA and neural networks aimed at seeking a relationship between Ms and petrophysical parameters to predict the Ms from these parameters, because the log data are available in the majority of the wells in the oil field reservoir. This log data is useful to understand or predict the Ms in the wells for the properties of the oil reservoir, especially for tight frac-

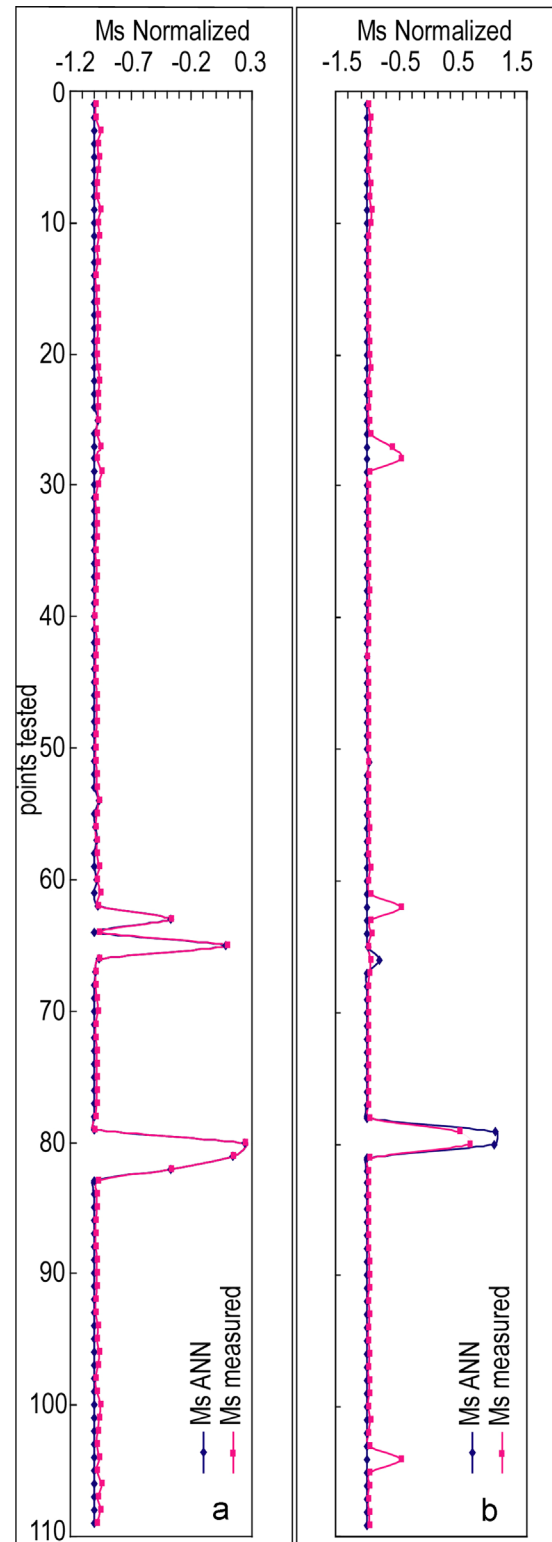


Fig. 15. Comparison of (a) Ms reproduced by ANN after training and Ms measured and (b) Ms predicted in the test phase and Ms measured.

tured reservoirs because the only technique to produce oil in this reservoir is by natural or induced fracturing. PCA evidenced no linear relation between Ms and petrophysical parameters in the entire reservoir (Table 1). The relation between Nphi and GR parameters justifies the increase of GR in the formation by the increase of the shale volume which has high neutron porosity and vice versa. The results of the PCA obtained from the data

demonstrate that the Ms is uncorrelated linearly with the petrophysical parameters. The little shaly interval seen with high Ms values in Figs. 3–8 confirms that this relation is local, occurring only within small intervals but not affecting the whole reservoir. In order to look for a non-linear relation between Ms and the other petrophysical parameters, fuzzy logic and ANN were applied. From Table 3, we remark that (i) So ranks first, Nphi and Rhob third regarding their influence to the output, (ii) the MSE of input data are nearly the same, i.e. all the parameters have nearly the same influence on the output (Ms), so they are equally important. As seen in Table 4, the ANN shows their capability for learning in the training phase; the best performance obtained in the training is found for 25 neurons in the hidden layer with a number of epochs equal to 500. The MSE and R are equal to 0.0022 and 0.9809 respectively. In this case, the increase of the neurons in the hidden layer from 4 to 25 increases the correlation coefficient (R). To assess the learning ability of the ANN, we conducted tests on its capability to produce output for the input sets that were used in the training, as seen in Ms measured and Ms reproduced by the ANN, which are nearly matching (Fig. 15a). Table 5 presents the performance of the ANN in the test phase with new data not introduced into the training; the good result computed occurred with 25 neurons in the hidden layer. The MSE, MRE and R obtained between Ms measured and Ms predicted by ANN are respectively 0.0142, 0.0743 and 0.9071. This result confirms that ANN predicted Ms from petrophysical parameters data with acceptable accuracy to measured values. Fig. 15b shows that Ms predicted in the test phase and Ms predicted by ANN coincide with Ms measured on the cores in the majority of the points; only some Ms points were not detected. The prediction of the Ms by the ANN hence indicates a non-linear relation between Ms and petrophysical parameters. This methodology can be applied in other reservoirs, especially in mineralized fractured reservoirs and can give best results if the range of Ms values is high. The reservoir of Hamra quartzites formation is composed mainly of quartz and is poorly mineralized, except in some fractured areas.

8. Conclusion

In the light of this study, we conclude that the magnetic minerals responsible for high Ms values in the Hamra quartzites reservoir are associated with shale and are found in fractures. The knowledge of such Ms behaviour within the reservoir can be a reliable complementary indicator to locate fracture density for further hydraulic fracturing to produce oil in tight sand reservoirs. The complexity of fracturing phenomena needs to be mastered by several magnetic factors such as Ms, magnetic intensity and direction of the natural remanent magnetization (NRM), possibly combined with CBIL and UBI tools to orientate the fractures. The application of the PCA to Ms and petrophysical data highlighted a non-linear relation between these parameters. But prediction of Ms from petrophysical parameters using ANN indicated a good performance in the training and generalization phase, confirming a non-linear relation between parameters.

Acknowledgements

We are indebted to A. Mazouzi for his help within the Algerian National Oil Company Sonatrach for providing the data and authorizations to publish this work. We are grateful to F. Lagroix and Ch. Poitou for their assistance in rock magnetic measurements at the IPG of Paris. We also thank N. Merabet and M. Ayache (CRAAG, Algiers) for their help in the Ms data acquisition along the cores. The Matlab code of the algorithm is available upon request.

References

- Aldana, M., Costanzo-Alvarez, V., Vitiello, D., Colmenares, L., Gomez, G., 1999. Framboidal magnetic minerals and their possible association to hydrocarbons: La Victoria oil field, south western Venezuela. *Geofísica Int.* 38 (3), 137–152.
- Alizadeh, B., Najjari, S., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., 2012. Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: a case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran. *Comput. Geosci.* 45, 261–269.
- Aouimer, S., Cherrifi, R., 2008. Contribution de la phase tectonique Viséenne N0400 à la structuration du réservoir du quartzite du Hamra. Les 21èmes Journées Internationales sur l'exploration et la production pétrolière en Afrique, vols. 26–28. Février, Tipaza, Algeria, pp. 1–20.
- Aschheim, M.A., Black, E.F., Cuesta, I., 2002. Theory of principal components analysis and applications to multistory frame buildings responding to seismic excitation. *Eng. Struct.* 24, 1091–1103.
- Askri, H., Belmecheri, A., Benrabah, B., Boudjema, A., Boumendjel, K., Daoudi, M., Drid, M., Ghalem, T., Docca, A.M., Ghandriche, H., Ghomari, A., Guellati, N., Khennous, M., Lounici, R., Naili, H., Takherist, D., Terkmani, M., 1995. Well Evaluation Conference Algeria (WEC). Published by Schlumberger, Produced by Technical Editing Services, Chester, UK, pp. 1–93.
- Asoodeh, M., Bagheripour, P., 2012. Estimation of bubble point pressure from PVT data using a power-law committee with intelligent systems. *J. Pet. Sci. Eng.* 90–91, 1–11.
- Baddari, K., Djarfour, N., Aïfa, T., Ferahtia, J., 2010. Acoustic impedance inversion by feedback artificial neural network. *J. Pet. Sci. Eng.* 71, 106–111.
- Barthès, V., Pozzi, J.P., Vibert-Charbonnel, P., Thibaut, J., Mélières, M.A., 1999. High-resolution chronostratigraphy from downhole susceptibility logging tuned by palaeoclimatic orbital frequencies. *Earth Planet. Sci. Lett.* 165, 97–116.
- Borůvka, L., Vacek, O., Jehlička, J., 2005. Principal component analysis as a tool to indicate the origin of potentially toxic elements in soils. *Geoderma* 128, 289–300.
- Costanzo-Alvarez, V., Aldana, M., Aristeguieta, O., Marcano, M.C., Aconcha, E., 2000. Study of magnetic contrasts in the Guafita oil field (South-Western Venezuela). *Phys. Chem. Earth (A)* 25 (5), 437–445.
- Costanzo-Alvarez, V., Aldana, M., Diaz, M., Bayona, G., Ayala, C., 2006. Hydrocarbon induced magnetic contrasts in some Venezuelan and Colombian oil wells. *Earth Planets Space* 58, 1401–1410.
- Day, R., Fuller, M., Schmidt, V.A., 1977. Hysteresis properties of titanomagnetites: grain size and compositional dependence. *Phys. Earth Planet. Inter.* 13, 260–267.
- Dearing, J.A., 1999. Environmental Magnetic Susceptibility Using the Bartington MS2 System. British Library Cataloguing in Publication Data p. 54.
- Diaz, M., Aldana, M., Costanzo-Alvarez, V., Silva, P., Pérez, A., 2000. EPR and magnetic susceptibility studies in well samples from some Venezuelan oil fields. *Phys. Chem. Earth (A)* 25 (5), 447–453.
- Djarfour, N., Aïfa, T., Baddari, K., Mihoubi, A., Ferahtia, J., 2008. Application of feedback connection artificial neural network to seismic data filtering. *C. R. Geosci.* 340, 335–344.
- Donovan, T.J., Forgey, R.L., Roberts, A.A., 1979. Aeromagnetic detection of diagenetic magnetite over oil fields. *Am. Assoc. Pet. Geol. Bull.* 63, 245–248.
- Dubuisson, G., Thibaut, J., Barthès, V., Pocachard, J., Pozzi, J.P., 1995. Downhole magnetic logging in sediments during leg 145: usefulness and magnetostratigraphic interpretation of the logs at site 884. *Proc. Ocean Drill. Program Sci. Results* 145, 455–468.
- Dunlop, D.J., 2002. Theory and application of the Day plot (Mrs/Ms versus Hcr/Hc), 1: theoretical curves and tests using titanomagnetite data. *J. Geophys. Res.* 107, B3.
- Galeazzi, S., Point, O., Haddadi, N., Mather, J., Druesne, D., 2010. Regional geology and petroleum systems of the Illizi-Berkine area of the Algerian Saharan Platform: an overview. *Mar. Pet. Geol.* 27, 143–178.
- Gonzalez, F., Aldana, M., Costanzo-Alvarez, V., Diaz, M., Romero, I., 2002. An integrated rock magnetic and EPR study in soil samples from a hydrocarbon prospective area. *Phys. Chem. Earth* 27, 1311–1317.
- Guo, W.W., Li, M., Li, Z., Whymark, G., 2010. Approximating nonlinear relations between susceptibility and magnetic contents in rocks using neural networks. *Tsinghua Sci. Technol.* 15, 281–287.
- Hebb, D.O., 1949. The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. Wiley, New York p. 335.
- Hulselan, E.K., Bijaksana, S., Srigutomo, W., Kardena, E., 2010. Scanning electron microscopy and magnetic characterization of iron oxides in solid Waste landfill leachate. *J. Hazard. Mater.* 179, 701–708.
- Ince, R., 2004. Prediction of fracture parameters of concrete by Artificial Neural Networks. *Eng. Fract. Mech.* 71, 2143–2159.
- Irani, R., Nasimi, R., 2011. Application of artificial bee colony-based neural network in bottom hole pressure prediction in underbalanced drilling. *J. Pet. Sci. Eng.* 78, 6–12.
- Itambi, A.C., Dobeneck, T.V., Dekkers, M.J., Frederichs, T., 2010. Magnetic mineral inventory of equatorial Atlantic Ocean marine sediments off Senegal-glacial and interglacial contrast. *Geophys. J. Int.* 183, 163–177.
- Jones, H.V., Duller, A.W.G., Chantrell, R.W., Hoare, A., Bissell, P.R., 1999. Application of neural networks to the determination of Hk distributions from transverse susceptibility data. *J. Magn. Magn. Mater.* 233, 318–323.
- Kouider El Ouahed, A., Djebbar, T., Mazouzi, A., 2005. Application of artificial intelligence to characterize naturally fractured zones in Hassi Messaoud Oil Field, Algeria. *J. Pet. Sci. Eng.* 49, 122–141.

- Lim, J.S., 2005. Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. *J. Pet. Sci. Eng.* 49, 182–192.
- Lin, Y., Cunningham, G.A., 1994. A fuzzy approach to input variable identification. In: *Proceedings of the Third IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Orlando, FL, pp. 2031–2036.
- Lin, Y., Cunningham, G.A., Coggeshall, S.V., 1996. Input variable identification-fuzzy curves and fuzzy surfaces. *Fuzzy Sets Syst.* 82, 65–71.
- Liu, Q., Liu, Q., Chan, L., Yang, T., Xia, X., Cheng, T., 2006. Magnetic enhancement caused by hydrocarbon migration in the Mawangmiao Oil Field, Jiangnan Basin, China. *J. Pet. Sci. Eng.* 53, 25–33.
- Maqsood, A., Chawathé, A., 2000. Using artificial intelligence to predict permeability from petrographic data. *Comput. Geosci.* 26, 915–925.
- Massa, D., Ruhland, M., Thouvenin, J., 1972. Structure et fracturation du champ d'Hassi Messaoud (Algérie). *Rev. l'Inst. Français Pétrole Technip Ed.* 4, 489–534.
- Masoudi, P., Tokhmechi, B., Jafari, M.A., Moshiri, B., 2012. Application of fuzzy classifier fusion in determining productive zones in oil wells. *Energy Explor. Exploit.* 30 (3), 403–416.
- McCulloch, W.S., Pitts, W.H., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull. Math. Biophys.* 5, 115–133.
- Ogunyemi, T., Montaggioni, P., Azzougen, A., Kourta, M., Khodja, S., Madani, M., 2009. Integration of production, pressure transient and borehole images in horizontal wells drilled in Cambrian sandstone reservoirs of Hassi Messaoud field, Algeria. *Pap. SPE 121923*, 1–16.
- Olatunji, S.O., Selamat, A., Abdulraheem, A., 2014. A hybrid model through the fusion of type-2 fuzzy logic systems and extreme learning machines for modelling permeability prediction. *Inf. Fusion* 16, 29–45, <http://dx.doi.org/10.1016/j.inffus.2012.06.001>.
- Ouenes, A., 2000. Practical application of fuzzy logic and neural networks to fractured reservoir characterization. *Comput. Geosci.* 26, 953–962.
- Perez-Perez, A., D'Onofrio, L., Bosch, M., Zabata, E., 2011. Association between magnetic susceptibilities and hydrocarbon deposits in the Barinas-Apure Basin, Venezuela. *Geophysics* 76 (6), 35–41.
- Pozzi, J.P., Barthès, V., Thibal, J., Pocachard, J., Lim, M., Thomas, T., Pages, G., 1993. Downhole magnetostratigraphy in sediments: comparison with the paleomagnetism of a core. *J. Geophys. Res.* 98 (5), 7939–7957.
- Rezaee, R., Saeedi, A., Clennell, B., 2012. Tight gas sand permeability estimation from mercury injection capillary pressure and nuclear magnetic resonance data. *J. Pet. Sci. Eng.* 88–89, 92–99.
- Rolon, L., Mohaghegh, S.D., Ameri, S., Gaskari, R., McDaniel, B., 2009. Using artificial neural networks to generate synthetic well logs. *J. Nat. Gas Sci. Eng.* 1, 118–133.
- Roperch, P., Barthès, V., Pocachard, J., Collot, J.Y., Chabernaud, T., 1994. Magnetic logging and in-situ magnetostratigraphy: a field test. *Proc. Ocean Drill. Program Scientific Results* 134, 577–589.
- Roopwani, R., Buckner, I.S., 2011. Understanding deformation mechanisms during powder compaction using principal component analysis of compression data. *Int. J. Pharm.* 418, 227–234.
- Sabaou, N., Aït-Salem, H., Zazoun, R.S., 2009. Chemostratigraphy, tectonic setting and provenance of the Cambro-Ordovician clastic deposits of the subsurface Algerian Sahara. *J. Afr. Earth Sci.* 55, 158–174.
- Saemi, M., Ahmadi, M., Varjani, A.Y., 2007. Design of neural networks using genetic algorithm for the permeability estimation of the reservoir. *J. Pet. Sci. Eng.* 59, 97–105.
- Saliha, H.H., Lowther, D.A., 1997. The use of neural networks in magnetic hysteresis identification. *Physica B* 233, 318–323.
- Thibal, J., Etchecopar, A., Pozzi, J.P., Barthès, V., Pocachard, J., 1999. Comparison of magnetic and gamma ray logging for correlations in chronology and lithology: example from the Aquitania Basin (France). *Geophys. J. Int.* 137, 839–846.
- Vaferi, B., Eslamloueyan, R., Ayatollahi, S., 2011. Automatic recognition of oil reservoir models from well testing data by using multi-layer perceptron networks. *J. Pet. Sci. Eng.* 77, 254–262.
- Visconti, F., Miguel de Paz, J., Luis Rubio, J., 2009. Principal component analysis of chemical properties of soil saturation extracts from an irrigated Mediterranean area: implications for calcite equilibrium in soil solutions. *Geoderma* 151, 407–416.
- Wong, P., Boerner, S., 2004. Ranking geological drivers in reservoir problems: a comparison study. *Comput. Geosci.* 30, 91–100.
- Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets. *Inf. Control* 8, 338–353.
- Zadeh, L., 1975. Fuzzy logic and approximate reasoning (in memory of Grigor Mosili). *Synthese* 30, 407–428.
- Zerroug, S., Bounoua, N., Lounissi, R., Zeghouani, R., Djellas, N., Kartobi, K., Etchecopar, A., Mohamed Tchambaz, M., Abadir, S., Simon, P., Fuller, J., 2007. Well Evaluation Conference Algeria (WEC), Published by Schlumberger, Produced by Lynx Consulting, Inc., Houston, TX, USA, 489 pp.
- Zhu, Z., Han, Z., Bi, X., Yang, W., 2012. The relationship between magnetic parameters and heavy metal contents of indoor dust in e-waste recycling impacted area, Southeast China. *Sci. Total Environ.* 433, 302–308.
- Zoveidavianpoor, M., Samsuri, A., Shadizadeh, S.R., 2013. Adaptive neuro fuzzy inference system for compressional wave velocity prediction in a carbonate reservoir. *J. Appl. Geophys.* 89, 96–107.
- Zuo, R., 2011. Identifying geochemical anomalies associated with Cu and Pb–Zn skarn mineralization using principal component analysis and spectrum-area fractal modeling in the Gangdese Belt, Tibet (China). *J. Geochem. Explor.* 111, 13–22.